

ESTABILIDADE ATMOSFÉRICA EM PROJETOS EÓLICOS: ESTIMATIVA
BAYESIANA DO COMPRIMENTO DE MONIN OBUKHOV E SIMULAÇÃO DO
ESCOAMENTO ATMOSFÉRICO

Daniel Agnese Ramos

Dissertação de Mestrado apresentada ao
Programa de Pós-graduação em
Engenharia Mecânica, COPPE, da
Universidade Federal do Rio de Janeiro,
como parte dos requisitos necessários à
obtenção do título de Mestre em
Engenharia Mecânica.

Orientador: Fernando Pereira Duda

Rio de Janeiro
Agosto de 2017

ESTABILIDADE ATMOSFÉRICA EM PROJETOS EÓLICOS: ESTIMATIVA
BAYESIANA DO COMPRIMENTO DE MONIN OBUKHOV E SIMULAÇÃO DO
ESCOAMENTO ATMOSFÉRICO

Daniel Agnese Ramos

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO
LUIZ COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA
(COPPE) DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE
DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE
EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA MECÂNICA.

Examinada por:

Prof. Fernando Pereira Duda, D.Sc.

Prof. Helcio Rangel Barreto Orlande, Ph.D.

Prof. Luiz Claudio Gomes Pimentel, D.Sc.

Dra. Vanessa Gonçalves Guedes, D.Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

AGOSTO DE 2017

Ramos, Daniel Agnese

Estabilidade Atmosférica em Projetos Eólicos: Estimativa Bayesiana do Comprimento de Monin Obukhov e Simulação do Escoamento Atmosférico/ Daniel Agnese Ramos. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2017.

VIII, 75 p.: il.; 29,7 cm.

Orientador: Fernando Pereira Duda

Dissertação (mestrado) – UFRJ/ COPPE/ Programa de Engenharia Mecânica, 2017.

Referências Bibliográficas: p. 69-71.

1. *Wind Resource Assessment*. 2. Estabilidade Atmosférica. 3. CFD. 4. Estimativa Bayesiana. I. Duda, Fernando Pereira. II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Mecânica. III. Título.

À memória de Maria da Gloria Cosenza Agnese.

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, por ter me dado saúde durante todo o período de desenvolvimento desse trabalho;

A toda a minha família. Em especial: aos meus pais, Maria Cristina Cosenza Agnese e Fabio de Oliveira Ramos, que me ensinaram todos os meus valores, demonstrando a prática do bem acima de qualquer outra questão; à Monica Ramos de Macedo Soares, que sempre me lembrou da importância da família, mantendo a família Ramos sempre unida e presente em sua morada;

Aos pesquisadores do Cepel, Vanessa Gonçalves Guedes e Sérgio Roberto Ferreira Cordeiro de Melo, que tiveram a enorme solidariedade de me ajudar na execução desse trabalho. Sou muito grato por terem acreditado em minha capacidade e ter me estendido a mão para a pesquisa, atividade com a qual me identifico e me aprimoro como pessoa todos os dias;

Ao meu orientador e amigo Fernando Pereira Duda, agradeço por todos os ensinamentos e pela paciência que teve comigo ao longo dos últimos anos;

A todos os professores e funcionários do Programa de Engenharia Mecânica (PEM) da UFRJ. As condições proporcionadas pelos serviços prestados por toda equipe do PEM possibilitaram minha formação acadêmica de forma integral;

Ao Cepel, pelo apoio financeiro. Graças a este centro de pesquisa, tive a oportunidade de me desenvolver profissionalmente e contribuir de forma ativa com o desenvolvimento da nação.

Resumo da Dissertação apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências (M.Sc.)

ESTABILIDADE ATMOSFÉRICA EM PROJETOS EÓLICOS: ESTIMATIVA
BAYESIANA DO COMPRIMENTO DE MONIN OBUKHOV E SIMULAÇÃO DO
ESCOAMENTO ATMOSFÉRICO

Daniel Agnese Ramos

Agosto/2017

Orientador: Fernando Pereira Duda

Programa: Engenharia Mecânica

O trabalho desenvolvido nesta dissertação foi capaz de propor melhorias para a análise do potencial eólico de uma região, fazendo uso de dados disponíveis para o desenvolvimento de um projeto eólico típico. A estimativa bayesiana de parâmetros referentes à estabilidade atmosférica e a simulação via CFD (*Computational Fluid Dynamics*) do escoamento acoplada com uma formulação dependente da temperatura foram usadas para a construção de um WRG (*Wind Resource Grid*) mais fidedigno com um escoamento atmosférico real. Além disso, estudos de pós-processamento de tal banco de dados – o WRG –, como a identificação cinemática de vórtices no escoamento atmosférico, foram executados. As novas metodologias propostas foram passíveis de estudos de validação e os resultados obtidos para o escoamento atmosférico foram comparados contra simulações de referência. Em suma, a análise global dos resultados obtidos na dissertação que segue foi capaz de demonstrar a viabilidade de obter uma análise mais detalhada do potencial eólico de uma região sem a necessidade de nenhum investimento adicional e/ou acréscimo no esforço computacional.

Abstract of Dissertation presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc.)

WIND RESOURCE ASSESSMENT REGARDING ATMOSPHERIC STABILITY:
BAYESIAN ESTIMATE OF MONIN OBUKHOV LENGTH AND ATMOSPHERIC
FLOW SIMULATION

Daniel Agnese Ramos

August/2017

Advisor: Fernando Pereira Duda

Department: Mechanical Engineering

This dissertation managed to increase the reliability of the assessment of any wind energy project using only what is already standard for any wind project development. Bayesian estimates of atmospheric parameters using only average wind speed measurements of a cup anemometer and CFD simulations coupled with thermal equations are used in order to define a more consistent WRG database without acquiring more data, investment or computational demand. Moreover, postprocessing of such WRG database aiming to kinetically identify vortexes was also carried out. Some validation studies were carried out in order to prove the reliability of those new methodologies created within this research. Results of atmospheric flow simulations regarding thermal stability are presented and contrasted with similar results that do not take into consideration thermal stability. Thus, the final analysis of the results obtained herein shows beyond doubt that it is possible to increase the quality of a standard wind resource assessment without necessarily requiring further investments or increasing computational demand.

ÍNDICE ANALÍTICO

CAPÍTULO I – MOTIVAÇÃO & OBJETIVOS	1
CAPÍTULO II – INTRODUÇÃO	3
CAPÍTULO III – ESTIMATIVA BAYESIANA DA ESTABILIDADE ATMOSFÉRICA	4
III. 1 – REVISÃO TEÓRICA	4
<i>III. 1.1 – Inferência Bayesiana</i>	<i>4</i>
<i>III. 1.2 – Monte Carlo em Cadeia de Markov.....</i>	<i>6</i>
III. 2 – PROBLEMA DIRETO	9
III. 3 – METODOLOGIA DA ESTIMATIVA	12
III. 4 – ESTUDOS DE VALIDAÇÃO DA METODOLOGIA DA ESTIMATIVA	19
III. 5 – RESULTADOS DA ESTIMATIVA	23
CAPÍTULO IV – SIMULAÇÃO NUMÉRICA DO ESCOAMENTO	24
IV. 1 – REVISÃO TEÓRICA.....	24
<i>IV. 1.1 – Modelo para Solução da RANS.....</i>	<i>24</i>
<i>IV. 1.2 – Acoplamento com a Equação de Energia.....</i>	<i>27</i>
<i>IV. 1.3 – Condições de Contorno.....</i>	<i>29</i>
IV. 2 – METODOLOGIA DAS SIMULAÇÕES	33
IV. 3 – RESULTADO DAS SIMULAÇÕES.....	34
CAPÍTULO V – IDENTIFICAÇÃO CINEMÁTICA DE VÓRTICES.....	44
V. 1 – REVISÃO TEÓRICA.....	44
<i>V. 1.1 – Critério Q</i>	<i>45</i>
<i>V. 1.2 – Critério Delta</i>	<i>45</i>
<i>V. 1.3 – Critério Proposto por Thompson</i>	<i>47</i>
V. 1.3.1 – Conceito de Invariância de um Observador e Objetividade	47
V. 1.3.2 – Modelo do Critério	49
V. 2 – METODOLOGIA DO ESTUDO DE IDENTIFICAÇÃO DE VÓRTICES	53
V. 3 – ESTUDOS DE VALIDAÇÃO DO MÉTODO.....	55
V. 4 – RESULTADOS DA IDENTIFICAÇÃO DE VÓRTICES NO ESCOAMENTO ATMOSFÉRICO	60
CAPÍTULO VI – CONCLUSÕES	67
CAPÍTULO VII – REFERÊNCIAS	69
CAPÍTULO VIII – ANEXOS	72

CAPÍTULO I – MOTIVAÇÃO & OBJETIVOS

O trabalho desenvolvido teve como objetivo principal investigar questões-chave para o desenvolvimento de projetos eólicos, buscando contribuir para o aumento da confiabilidade dessa fonte e de sua inserção segura na matriz energética. Também é importante destacar que as técnicas e metodologias – desenvolvidas para tratar os problemas identificados no decorrer do trabalho – foram concebidas com a preocupação de utilizarem o que já é disponível para um projeto eólico padrão e, por conseguinte, são propostas de solução que requerem um investimento adicional muito baixo para o desenvolvedor de projetos.

A primeira questão identificada foi o tratamento das condições de estabilidade atmosférica nas etapas de análise do recurso eólico de uma região de interesse. É pouco usual, mesmo em empresas de alta tecnologia presentes no mercado eólico internacional, que haja sequer um tratamento da influência do empuxo térmico no escoamento atmosférico da região do projeto. Os pacotes comerciais disponíveis e amplamente utilizados pelos desenvolvedores de projetos eólicos ao redor do mundo, ora não estão preparados para lidar com a influência desse fenômeno, ora possuem uma modelagem que exige que o usuário declare *a priori* parâmetros como o comprimento de Monin Obukhov¹ – um dado que não é facilmente obtido de forma direta durante campanhas de medição do vento de uma região.

Nesse ínterim, a primeira etapa do trabalho foi responsável pela estimativa de métricas que expressem as condições de estabilidade atmosférica de uma determinada região, dada uma campanha de medição de vento nos padrões estabelecidos pela Empresa de Pesquisa Energética (EPE) – uma campanha de medição de vento é mandatória para a inscrição de um projeto de energia eólica nos leilões de energia no Brasil, logo, todo projeto eólico de grande porte é obrigado a realizar tais medições no padrão da EPE.

¹ Uma interpretação física para o comprimento de Monin Obukhov, utilizada na literatura de ciências atmosféricas [1], define que esse comprimento expressa um valor proporcional à altura, em relação à superfície terrestre, na qual a influência dos fatores devido ao empuxo térmico prevalece sobre a influência do cisalhamento devido à interação viscosa do escoamento com a superfície.

Outra questão pertinente para os estudos de desenvolvimento de projetos eólicos, identificada no trabalho, é a análise de pós-processamento das simulações do regime dos ventos. O investimento necessário para uma análise detalhada do potencial disponível de uma região é uma questão estratégica para as empresas que desenvolvem projetos eólicos. Portanto, a proposta de extrair mais informação do resultado típico dessa análise – o WRG (*Wind Resource Grid*) – atua no sentido de melhorar a confiabilidade associada ao dimensionamento do projeto e, por conseguinte, é de amplo interesse do mercado como um todo.

Essa operação de pós-processamento do WRG representa outra contribuição importante do trabalho desenvolvido. Esta análise utiliza, dentre outros recursos, ferramentais físicos e matemáticos novos na literatura de reologia. A metodologia proposta estuda a identificação de vórtices no escoamento, contribuindo com informações mais sofisticadas para a análise do recurso eólico do que os resultados que já são corriqueiramente analisados: campos de pressão e velocidades médias do escoamento. Também é interessante ressaltar que não só o investimento financeiro adicional para a realização dessa etapa de cálculos de pós-processamento é baixo, como também o esforço computacional adicional é irrisório quando comparado com as etapas anteriores de cálculo, tais como as rodadas setoriais do escoamento do vento via CFD (*Computational Fluid Dynamics*).

Por fim, o presente trabalho foi desenvolvido para possuir uma externalidade positiva no mercado de energia eólica internacional. Os estudos e análises têm aplicação comercial e as metodologias propostas, inéditas na literatura, vão ser confrontadas com uma quantidade considerável de dados reais – disponibilizados pelo Cepel (Centro de Pesquisa de Energia Elétrica) – a fim de serem validadas.

CAPÍTULO II – INTRODUÇÃO

O presente documento irá tratar de três temáticas bem distintas – a estimativa bayesiana de parâmetros da estabilidade atmosférica; a simulação do escoamento atmosférico acoplado com a equação de balanço de energia; e a identificação cinemática de vórtices – que conversam entre si para buscar soluções para o tema principal da dissertação: o tratamento da estabilidade atmosférica em projetos eólicos.

Em relação à estrutura lógica do trabalho que segue, foi adotada uma forma pouco usual de organização do conteúdo, repartindo a revisão teórica do trabalho em três capítulos distintos: ‘Estimativa Bayesiana da Estabilidade Atmosférica’ (Capítulo III); ‘Simulação Numérica do Escoamento’ (Capítulo IV); e ‘Identificação Cinemática de Vórtices’ (Capítulo V). Tal repartição, apesar de pouco usual, tem a finalidade de melhorar a lógica do trabalho como um todo, explicitando os vínculos entre cada área do saber e o objetivo global da dissertação e, por conseguinte, tornando o trabalho mais coeso.

Em suma, o trabalho que segue irá apresentar todo o ferramental físico, estatístico e matemático necessário para a consolidação das metodologias propostas e alguns estudos de validação de tais metodologias. Também é válido enfatizar que as maiores contribuições que a pesquisa em questão traz para o mercado de energia eólica estão relacionadas com a premissa de aproveitar conhecimentos consolidados em outras áreas do saber que, por sua vez, não possuíam conexão nenhuma com o desenvolvimento de projetos eólicos – todas as soluções propostas no presente trabalho atuam no sentido de melhorar a forma como se calcula o recurso do vento de uma determinada região.

CAPÍTULO III – ESTIMATIVA BAYESIANA DA ESTABILIDADE ATMOSFÉRICA

O capítulo que segue tem como objetivo apresentar uma breve revisão teórica da técnica conhecida como “Integração de Monte Carlo em Cadeia de Markov” ou MCMC (*Monte Carlo Markov Chain*) e sua posterior aplicação no estudo da estabilidade atmosférica de uma região de interesse.

Como já fora antecipado, a metodologia desenvolvida teve o comprometimento de garantir a qualidade dos resultados da estimativa para uma demanda pequena de medições necessárias – como será abordado mais adiante, a estimativa dos parâmetros de interesse usa apenas uma série histórica de um anemômetro de uma torre anemométrica.

Em suma, as seções subsequentes exibem: o modelo adotado para representar o problema direto; o algoritmo amostrador utilizado para gerar as cadeias de Markov dos parâmetros estimados; os estudos de validação do método; e a totalidade dos resultados obtidos.

III. 1 – Revisão Teórica

A seguir serão apresentados os fundamentos teóricos dos métodos utilizados para a estimativa dos parâmetros de interesse.

III. 1.1 – Inferência Bayesiana

A inferência Bayesiana é uma técnica estatística baseada no teorema de Bayes², onde se utiliza toda a informação disponível a fim reduzir incertezas em um problema. Dessa forma, quando a informação nova é obtida, ela é combinada com toda a informação anterior, dando base para procedimentos estatísticos. Por isso, na inferência Bayesiana vai-se incorporando mais e mais informação, a fim de encontrar a variável

² Thomas Bayes (1701 - 1761) foi um pastor presbiteriano e matemático inglês – pertencente à minoria calvinista na Inglaterra – conhecido por ter formulado o caso especial do teorema de Bayes.

desconhecida, ou seja, a distribuição *a posteriori*. Essas informações prévias podem até ser qualitativas, mas precisam ser representadas em termos de uma função de distribuição de probabilidade, e infelizmente induzem viés nos resultados. No entanto, o uso de informações prévias no quadro bayesiano não significa que ele se sobreponha completamente às informações fornecidas pelos dados medidos, a menos que o último seja muito incerto para ser realmente levado em conta. Curiosamente, pode-se argumentar que a vida é bayesiana: pense na vida como um processo sequencial e observe que, em qualquer dia, nossas crenças passadas são combinadas com novos dados medidos, a fim de proporcionar ao final do dia um melhor entendimento sobre assuntos diferentes do nosso interesse, como fenômenos físicos / químicos, processos industriais, pessoas, ou mesmo a maneira mais rápida de ir para o trabalho.

A Inferência Bayesiana, assim como qualquer inferência estatística refere-se ao processo de tirar conclusões ou fazer previsões com base em informações limitadas, além dos dados imediatos disponíveis. Uma abordagem Bayesiana em um problema real é um instrumento poderoso para descrever um problema inverso e, nesse sentido, existem muitas técnicas para a solução desses problemas – as mais gerais são geralmente relacionadas à minimização de uma função objetivo que envolve a diferença entre as respostas medidas e estimadas do problema físico.

Denota-se o vetor de parâmetros que aparecem nessa formulação como:

$$P^T=[P_1,P_2,\dots,P_N] \quad (3.1)$$

onde: N é o número de parâmetros.

Estes parâmetros podem ser componentes de condutividade térmica, coeficientes de transferência de calor, fontes de calor, fluxos de calor limite, etc. Podem representar valores constantes de tais quantidades, ou os parâmetros da representação de uma função em termos de funções de base conhecidas.

Podemos considerar também que as medições transientes estão disponíveis dentro do meio, ou em sua superfície. O vetor que contém as medições é escrito como:

$$Y^T=(\vec{Y}_1,\vec{Y}_2,\dots,\vec{Y}_I) \quad (3.2)$$

onde: \vec{Y}_i contém as medidas dos M sensores no tempo t_i ($i=1, \dots, I$).

Para a solução de problemas inversos dentro da estrutura bayesiana, todas as variáveis incluídas na formulação matemática do problema físico são modeladas como variáveis aleatórias. Toda abordagem bayesiana é baseada no teorema de Bayes que mostra a relação entre uma probabilidade condicional e sua inversa. Matematicamente pode ser enunciado da seguinte forma [1]:

$$\pi_{\text{posterior}}(P) = \pi(P|Y) = \frac{\pi(Y|P)\pi(P)}{\pi(Y)} \quad (3.3)$$

onde: $\pi_{\text{posterior}}(P)$ é a densidade de probabilidade *a posteriori* de P condicionada a Y; $\pi(P)$ é a densidade de probabilidade *a priori*; $\pi(Y|P)$ é a probabilidade *a posteriori* de Y condicionada a P – é a função de verossimilhança – e $\pi(Y)$ é a densidade de probabilidade marginal das medições, que desempenha o papel de uma constante de normalização.

III. 1.2 – Monte Carlo em Cadeia de Markov

Das diversas técnicas de estimativa de parâmetros, via uma abordagem bayesiana, a que foi utilizada no estudo da estabilidade atmosférica foi o método conhecido como *Markov Chain Monte Carlo*. O método que segue, como o próprio nome já sugere, parte de uma integração de um processo estocástico e aleatório. A técnica MCMC é uma boa alternativa para simular priores sem formulação estatística conhecida, porém, por se tratar de uma integração de Monte Carlo, pode ser altamente custoso computacionalmente.

A cadeia de Markov pode ser definida como um processo estocástico onde o futuro depende somente do presente, isto é, não depende do passado. A formulação expressa pela equação 3.4 matematiza tal conceito.

$$q(P_t = y | P_t = x_t, P_{t-1} = x_{t-1}, \dots, P_0 = x_0) = q(P_{t+1} = y | P_t = x) \quad (3.4)$$

onde: $q(P_{t+1} | P_t)$ representa a distribuição probabilística dos estados da cadeia.

Associam-se a tal processo estocástico algumas propriedades, tais como reversibilidade, ergodicidade, homogeneidade e etc. A cada propriedade da cadeia de Markov vincula-se uma condição que deve ser satisfeita. Por exemplo, a cadeia é dita

reversível se e somente se $p(x)q(y|x) = p(y)q(x|y)$. A seguir, na fundamentação da técnica utilizada no trabalho, algumas dessas propriedades serão evocadas.

Definido o conceito de um processo markoviano, o próximo ponto a ser discutido – e ponto chave do algoritmo MCMC – é o ‘amostrador’ da cadeia de Markov. Na literatura existem dois algoritmos tradicionais para realizar tal função: o amostrador de Gibbs e o algoritmo de Metropolis-Hastings – para a sequência do trabalho será considerada a segunda técnica citada.

Na estatística e na física estatística, o algoritmo Metropolis-Hastings é um método para obter uma sequência de amostras aleatórias de uma distribuição de probabilidade para a qual a amostragem direta é difícil. O algoritmo extrai amostras de uma densidade candidata e, em seguida, um método de aceitação-rejeição é usado para gerar amostras para as cadeias dos parâmetros a serem estimados.

A implementação do algoritmo Metropolis-Hastings [2] começa com a seleção de uma distribuição de candidatos ou propostas $q(P^*|P^{(t)})$, que é usada para gerar um novo estado candidato P^* , considerando o estado atual $P^{(t)}$ da cadeia de Markov. Após a tomada dos possíveis candidatos, aplica-se a decisão de aceitá-los ou não mediante o uso de uma condição restritiva: a exigência da propriedade de reversibilidade na cadeia gerada. Essa condição é expressa, matematicamente, pelo seguinte par de equações:

$$\left\{ \begin{array}{l} \pi_{\text{posterior}}(P^{(t)})q(P^*|P^{(t)})\alpha(P^*|P^{(t)}) = \pi_{\text{posterior}}(P^*)q(P^{(t)}|P^*) \\ \alpha(P^*|P^{(t)}) = \min \left[1, \frac{\pi_{\text{posterior}}(P^*)q(P^{(t)}|P^*)}{\pi_{\text{posterior}}(P^{(t)})q(P^*|P^{(t)})} \right] \end{array} \right. \quad (3.5)$$

A equação 3.6 também é conhecida como razão de Metropolis-Hastings. O resumo do algoritmo do critério de aceite é apresentado abaixo:

1. Seja $t = 1$, inicia-se a cadeia de Markov com o estado inicial $P^{(1)}$.
2. Gera-se um ponto candidato P^* a partir de uma distribuição de proposta $q(P^*|P^{(t)})$.
3. Calcula-se a probabilidade $\alpha(P^*|P^{(t)})$ conforme equação acima.
4. Gera-se um valor aleatório $U \sim U(0,1)$, que é uniformemente distribuído em $(0,1)$.

5. Se $U \leq \alpha(P^*|P^{(t)})$, define-se $P^{(t+1)} = P^*$. Caso contrário, define-se $P^{(t+1)} = P^{(t)}$.
6. Faz-se $t = t+1$ e volta-se ao passo 2 de maneira a gerar a sequência $\{P^{(1)}, P^{(2)}, \dots, P^{(n)}\}$.

Dessa forma, uma sequência é gerada para representar a distribuição *a posteriori* e, por conseguinte, a estimativa dos parâmetros de interesse é obtida a partir da inferência sobre as amostras $\{P^{(1)}, P^{(2)}, \dots, P^{(n)}\}$. Também é válido ressaltar que os valores de $P^{(t)}$ devem ser ignorados até que a cadeia não tenha convergido para o estado de equilíbrio – o período a ser ignorado é definido como período de aquecimento da cadeia e/ou *burn-in*.

Por fim, é necessário definir a proposta para a distribuição de candidatos. Tal distribuição desempenha um papel fundamental no sucesso do algoritmo Metropolis-Hastings. Uma distribuição típica proposta é a obtida pelo passo aleatório (*Random Walk*) – para a estimativa do trabalho foi adotado uma proposta de passo aleatório com distribuição gaussiana.

Considerando a proposta *Random Walk*, admite-se que $P^* = P^{(t)} + \zeta$, onde ζ é um vetor de variáveis aleatórias com distribuição $q_1(\zeta)$. Portanto, $q(P^*|P^{(t)}) = q_1(\zeta)$.

Se a distribuição da proposta for simétrica, isto é, $q_1(\zeta) = q_1(-\zeta)$ ou $q(P^*|P^{(t)}) = q(P^{(t)}|P^*)$, a equação se reduz a:

$$\alpha(P^*|P^{(t)}) = \min \left[1, \frac{\pi_{\text{posterior}}(P^*)}{\pi_{\text{posterior}}(P^{(t)})} \right] \quad (3.7)$$

Distribuições uniformes e gaussianas são comumente usadas para a representação de $q_1(\zeta)$. A equação a seguir modela a representação gaussiana do *Random Walk*:

$$P^* = P^{(t)} + w_j \quad (3.8)$$

onde: w_j é um número aleatório gaussiano com média zero e desvio padrão s_j .

III. 2 – Problema Direto

O modelo físico-matemático de interesse para a estimativa do trabalho é o do perfil da média de velocidade do vento nas camadas inferiores da atmosfera – região de interesse para cálculo de produção energética de parques eólicos.

Para a condição de atmosfera neutra, utiliza-se da teoria de similaridade da camada limite atmosférica [3] para se obter um perfil aproximado das médias de velocidade do escoamento próximo à superfície terrestre: o perfil logarítmico, modelado pela equação 3.9.

$$\bar{U} = \left(\frac{u_*}{\kappa} \right) \left[\ln \left(\frac{z}{z_0} \right) \right] \quad (3.9)$$

onde: \bar{U} é a média da velocidade do escoamento [m/s]; u_* é a velocidade de atrito [m/s]; κ é a constante de proporcionalidade de Von Karman [Adimensional – invariante com o escoamento – valores variam de 0,35 a 0,41]; z é a altura na qual a média da velocidade é obtida [m]; e z_0 é o comprimento de rugosidade aerodinâmico [m].

Entretanto, para condições diferentes de estabilidade atmosférica observa-se uma alteração do perfil descrito pela equação 3.9. Em suma, é recorrente na literatura descrições dos perfis das médias de velocidade do escoamento para situações de atmosfera instável e estável. A Figura 1 ilustra a representação dos três perfis possíveis sob um gráfico “*semi-log*”.

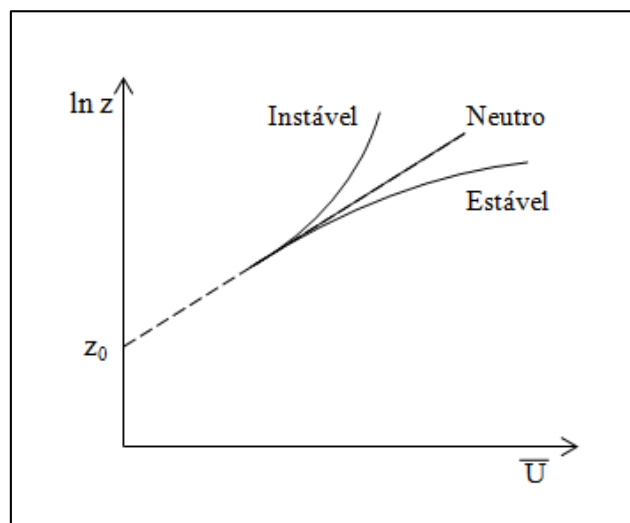


Figura 1 – Perfis típicos versus condições de estabilidade

Dessa forma, criou-se um funcional para compensar o efeito da estabilidade atmosférica na lei do perfil logarítmico. A equação 3.10 [3] apresenta o novo modelo proposto para representar o efeito da estabilidade no perfil da média da velocidade horizontal do vento – ainda válido para as camadas inferiores da atmosfera.

$$\bar{U} = \left(\frac{u_*}{\kappa}\right) \left[\ln \left(\frac{z-d}{z_0} \right) + \psi_M \right] \quad (3.10)$$

onde: d é a distorção da altura da medição do vento [m] – esse coeficiente varia de acordo com condições específicas do solo de modo que ‘ $z - d$ ’ representa a altura efetiva da medição do vento; e ψ_M é o funcional que compensa o efeito da estabilidade da atmosfera [Adimensional].

Esse coeficiente que representa uma distorção na altura – o parâmetro ‘ d ’ – pode ser facilmente exemplificado por um escoamento sob uma região de floresta densa, situação na qual as copas das árvores podem estar tão próximas que é como se a altura da medição do vento em relação à superfície terrestre fosse melhor representada pela distância entre o topo das árvores e o ponto da medição.

Uma forma empírica de se determinar essa altura de distorção se dá pela equação que segue – essa técnica necessita da medição da velocidade média do escoamento em três alturas diferentes, fato que representa uma situação corrente em campanhas de medição de vento no padrão da EPE.

$$\frac{(\bar{U}_2 - \bar{U}_1)}{(\bar{U}_3 - \bar{U}_1)} \ln \left(\frac{z_3 - d}{z_1 - d} \right) = \ln \left(\frac{z_2 - d}{z_1 - d} \right) \quad (3.11)$$

Por outro lado, o funcional ψ_M que se pretende estimar no trabalho depende da altura da medição e do comprimento de Monin Obukhov (L) – variável que, mesmo para representações simplificadas, é pouco viável de ser obtida de forma direta. A equação 3.12 demonstra uma representação simplificada possível dessa variável, proposta por Arya (1981), considerando a similaridade dos perfis de velocidade e temperatura na condição de atmosfera estatisticamente estável.

$$L \cong \frac{u_* \bar{\theta} \Delta \bar{U}}{\kappa g \Delta \bar{\theta}} \quad (3.12)$$

onde: g é a aceleração da gravidade [m/s^2]; e $\bar{\theta}$ é a média de temperatura da altura de medição.

Dessa forma, a dificuldade de conhecer o comprimento de Monin Obukhov *a priori* foi o que definiu o problema inverso abordado no trabalho. As seções que seguem no presente capítulo reportam a tentativa bem-sucedida de obter informações do comprimento de Monin Obukhov (L) a partir da inferência bayesiana do funcional ψ_M – tratado como um parâmetro e estimado para a altura do anemômetro utilizado.

Essa simplificação é necessária devido à inviabilidade de coletar a informação da média de velocidade horizontal do escoamento para uma quantidade significativa de alturas diferentes e para uma mesma torre anemométrica ou posição geográfica, considerando, também, a utilização de um LIDAR ou SODAR [4].

Portanto, a proposta que será apresentada é a de estimar, via MCMC, uma distribuição probabilística do ψ_M , utilizando informações das séries históricas de média de velocidade de vento (\bar{U}) disponíveis numa campanha de medição padrão – conforme exigências da Empresa de Pesquisa Energética (EPE) [5].

Após a estimativa dos parâmetros de interesse, utiliza-se da formulação de Businger (1971) para se recuperar um valor que represente o comprimento de Monin Obukhov. Essa etapa é resolvida numericamente via Newton-Raphson – para o caso instável. As equações a seguir expressam o ψ_M em função de z , z_0 e L :

$$\left\{ \begin{array}{l} \psi_M = -4.7 \left(\frac{z}{L} - \frac{z_0}{L} \right), \text{ se } \left(\frac{z}{L} > 0 \right) \end{array} \right. \quad (3.13)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \psi_M = 0, \text{ se } \left(\frac{z}{L} = 0 \right) \end{array} \right. \quad (3.14)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \psi_M = 2 \ln \left(\frac{1+x}{1+x_0} \right) + \ln \left(\frac{1+x^2}{1+x_0^2} \right) - 2 \arctan(x) + 2 \arctan(x_0), \text{ se } \left(\frac{z}{L} < 0 \right) \end{array} \right. \quad (3.15)$$

onde:

$$x = \left[1 - \left(15 \frac{z}{L} \right) \right]^{1/4} \quad (3.16)$$

$$x_0 = \left[1 - \left(15 \frac{z_0}{L} \right) \right]^{1/4} \quad (3.17)$$

III. 3 – Metodologia da Estimativa

Especificado o modelo matemático do problema direto (equação 3.10) – o parâmetro ‘d’ foi desprezado no modelo – e a técnica de estimativa que será utilizada – MCMC com o algoritmo amostrador de Metropolis-Hastings – é necessário definir o tratamento dos dados de entrada do modelo e a implementação numérica do código.

Como antecipado anteriormente, a entrada para o modelo da estimativa será a série histórica da média de velocidade horizontal de uma campanha de medição de vento – conforme o rigor dos padrões definidos pela EPE – no formato de arquivo .csv. A Figura 2 ilustra a série histórica já tratada de um dos dados utilizados no estudo de validação – anemômetro posicionado a 100 m.

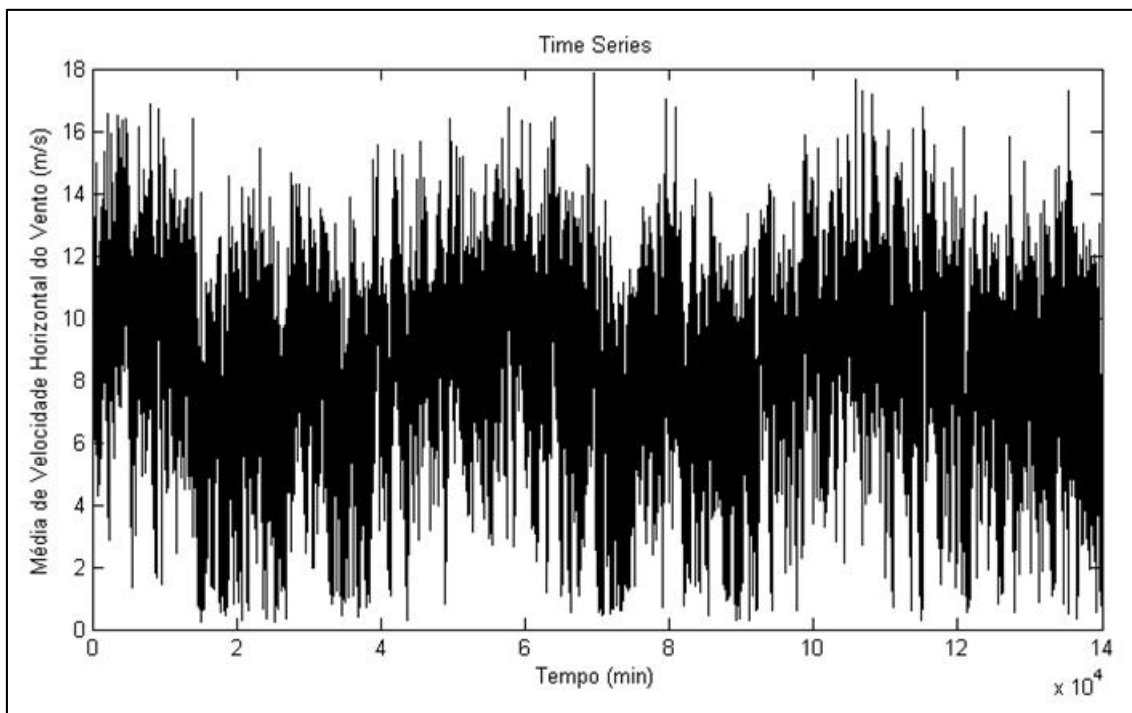


Figura 2 – Série histórica da média de velocidade horizontal de um dado de vento

Para a implementação numérica do algoritmo de Metropolis-Hastings foi desenvolvida uma rotina na linguagem MatLab[®]. Os procedimentos do código obedecem ao que foi relatado durante a revisão teórica do método MCMC, fazendo uso do passo aleatório (*random walk*) com uma proposta gaussiana.

A calibração de todos os parâmetros do modelo – as fronteiras dos palpites iniciais da *priori*; o número de estados da cadeia; o número de estados de aquecimento (*burn in*); a variância do passo aleatório de cada parâmetro e etc. – foi realizada após

um trabalho árduo de repetição de inúmeros experimentos numéricos, utilizando como métricas a convergência da posteriori, o número de estados aceitos, a qualidade das cadeias fornecidas e, por fim, a qualidade das estatísticas obtidas para os parâmetros estimados (u_* , κ , z_0 , ψ_M) – vale destacar que essa etapa de repetição exaustiva da estimativa para a calibração do algoritmo foi facilitada pelo fato do modelo do problema direto ser uma equação algébrica, fato que diminuiu significativamente a demanda computacional exigida por um processo de integração de Monte Carlo.

Os resultados da estimativa com o algoritmo já calibrado – considerando a série histórica apresentada na Figura 2 – são disponibilizados nas figuras que seguem (Figuras 3 a 11).

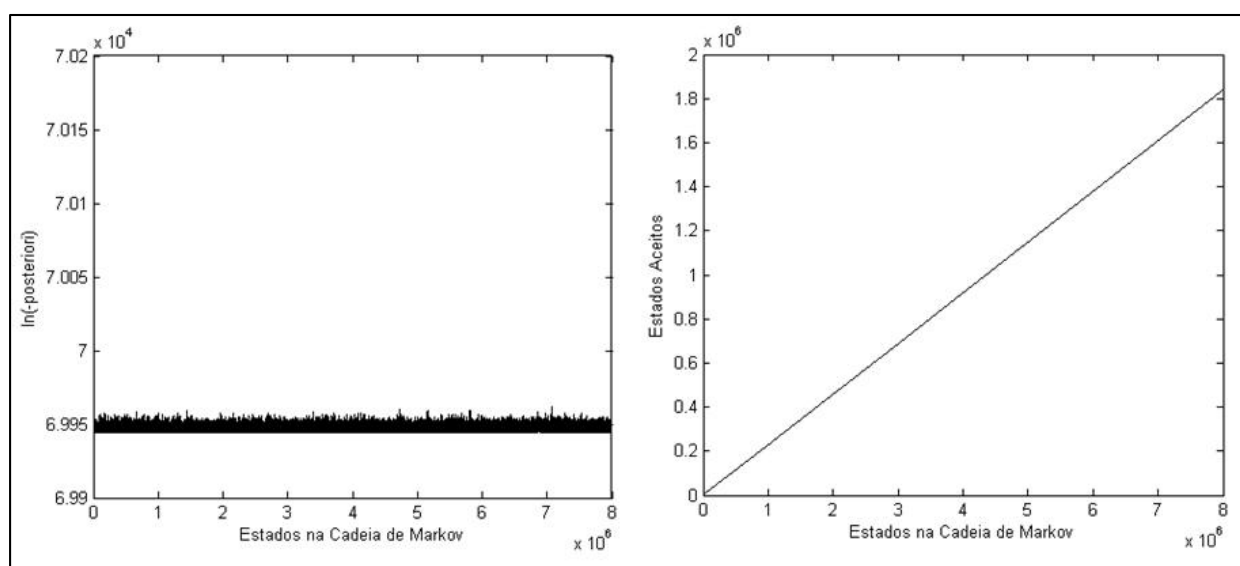


Figura 3 – Controle da Estimativa (Convergência da *Posteriori* e Estados Aceitos)

Na Figura 3 é possível realizar a primeira verificação da qualidade da estimativa obtida, uma vez que a taxa de estados aceitos está próxima dos 30 % – valor tido como recomendável para uma boa estimativa na literatura de estatística [6, 7] – e a convergência da *posteriori* é rapidamente atingida.

Em relação às cadeias de Markov obtidas (Figuras 4 a 7), é interessante notar que todas as cadeias tiveram convergência e ergodicidade verificadas no procedimento implementado – o que representa um grande indício que as estatísticas dos parâmetros estarão apresentadas de forma satisfatória.

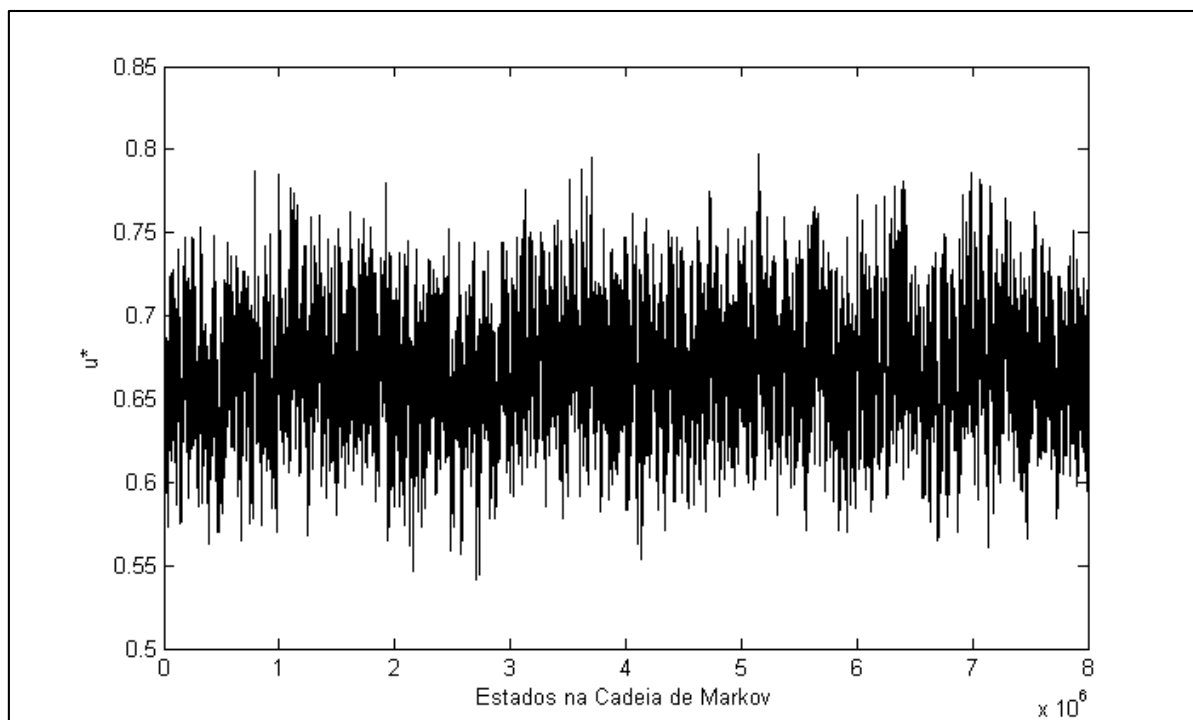


Figura 4 – Cadeia de Markov obtida para o parâmetro u^*

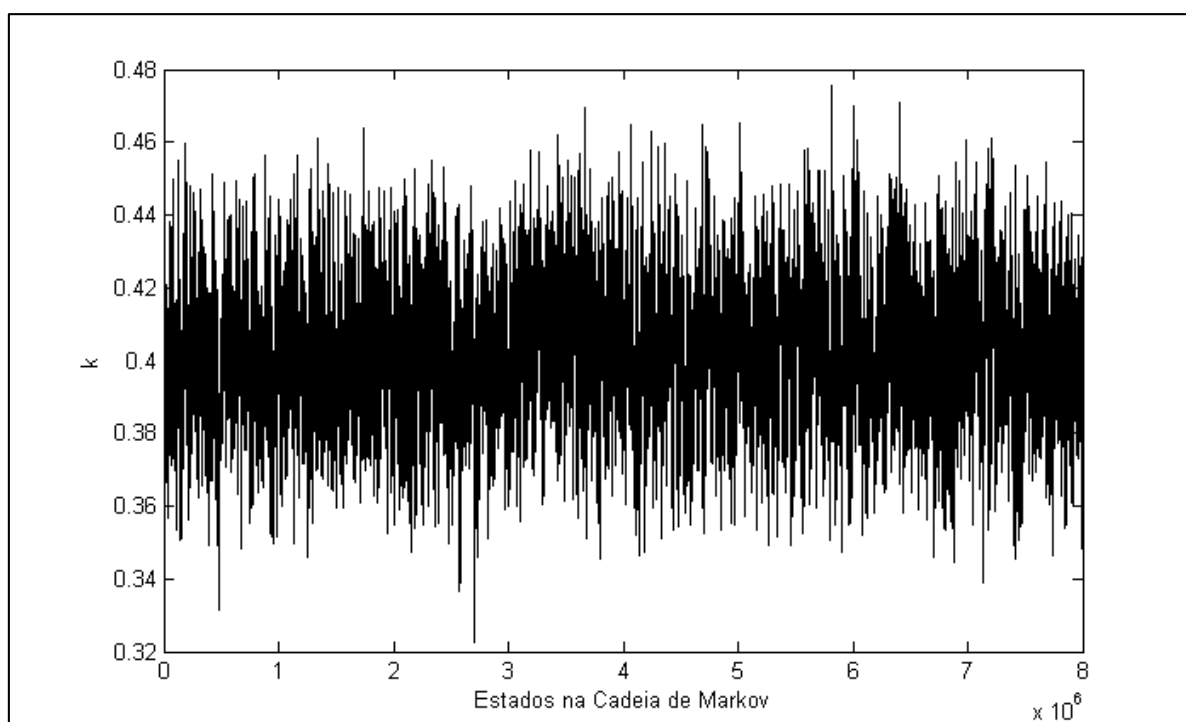


Figura 5 – Cadeia de Markov obtida para o parâmetro κ

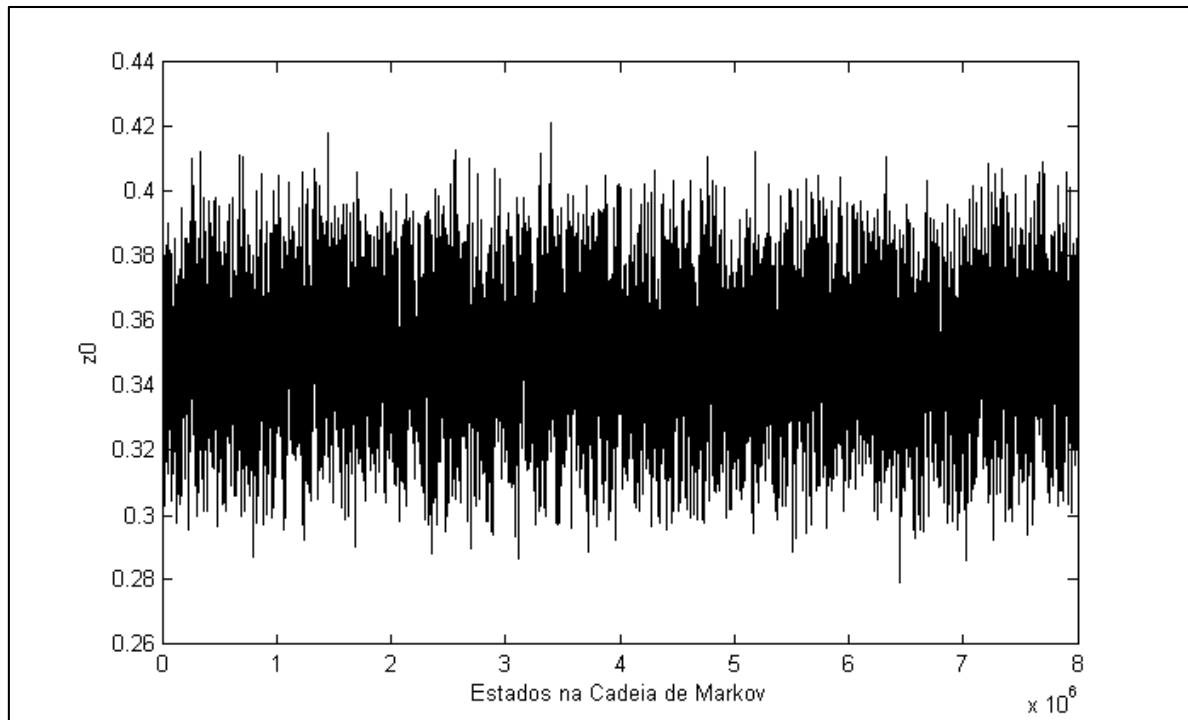


Figura 6 – Cadeia de Markov obtida para o parâmetro z_0

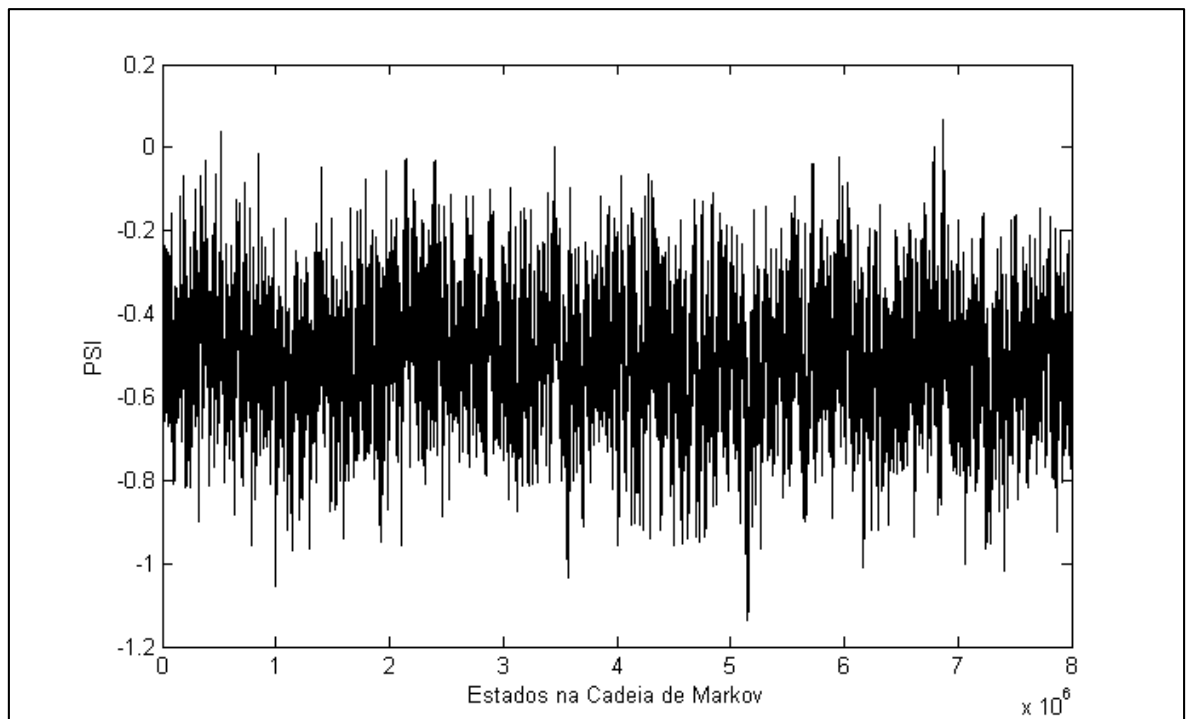


Figura 7 – Cadeia de Markov obtida para o parâmetro ψ_M

Por fim, são apresentadas as estatísticas dos parâmetros estimados (Figuras 8 a 11) – boa qualidade das estimativas verificada nas distribuições estatísticas obtidas.

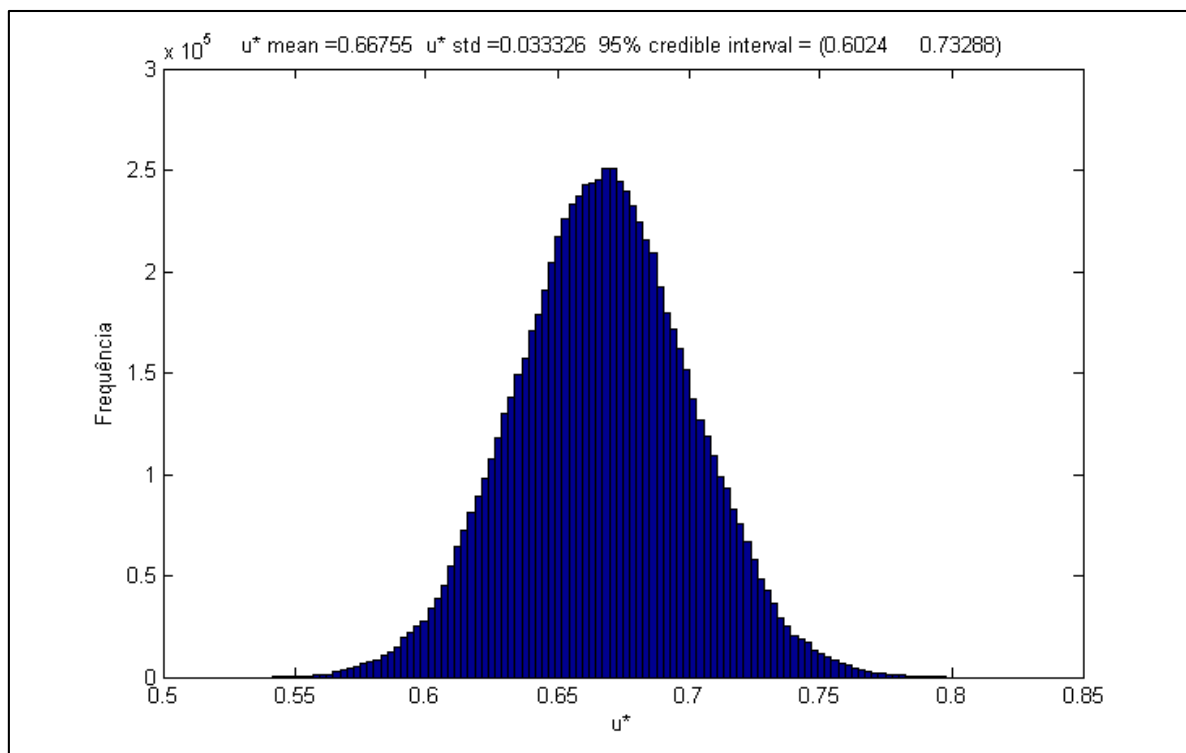


Figura 8 – Distribuição estatística obtida para o parâmetro u_*

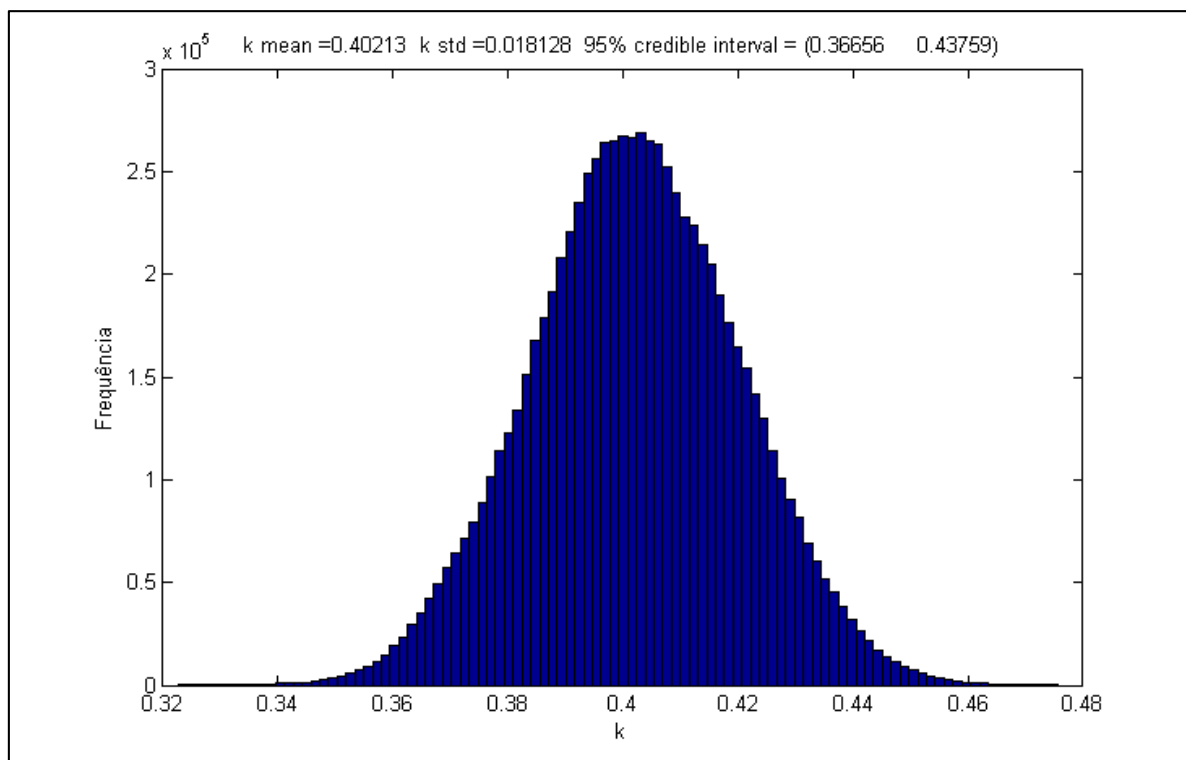


Figura 9 – Distribuição estatística obtida para o parâmetro κ

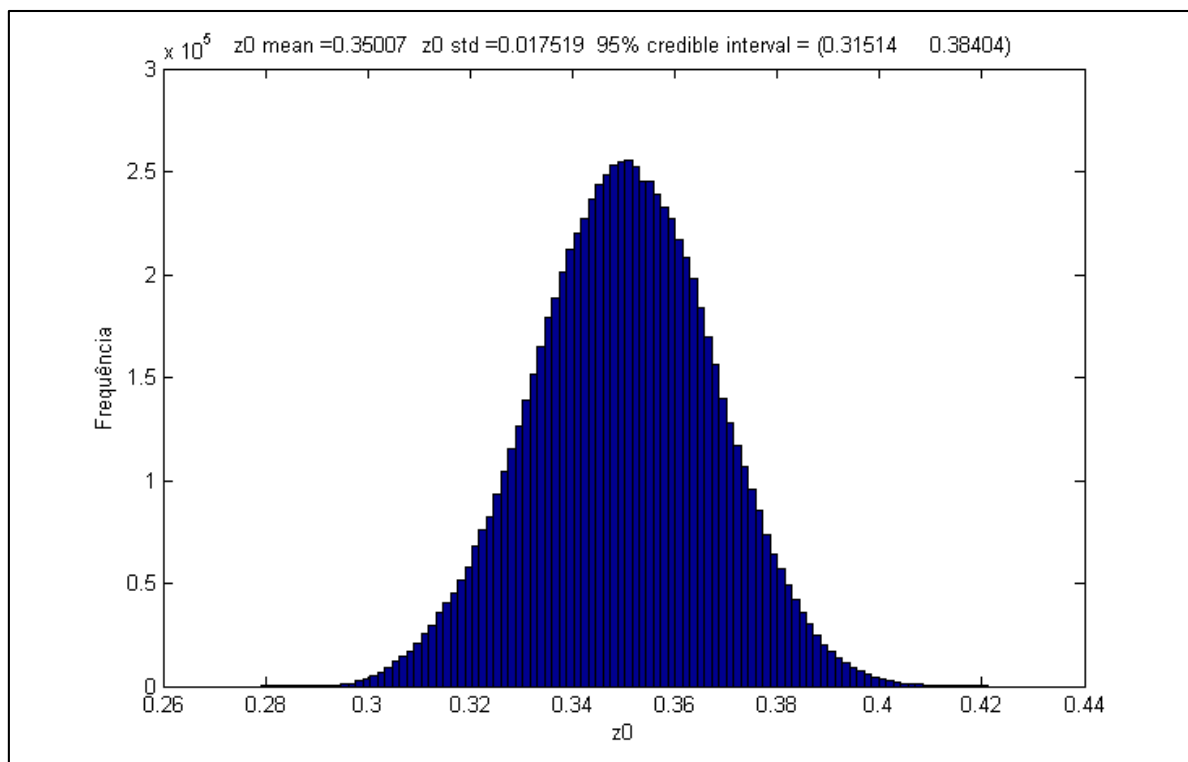


Figura 10 – Distribuição estatística obtida para o parâmetro z_0

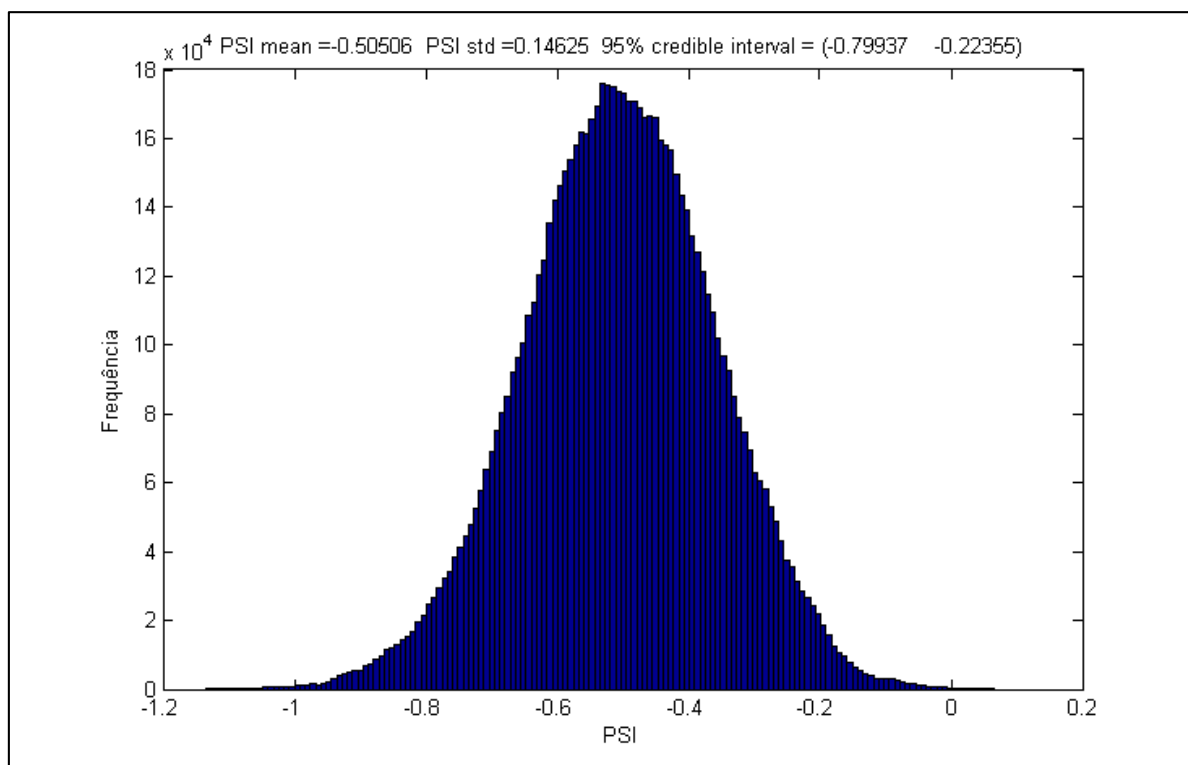


Figura 11 – Distribuição estatística obtida para o parâmetro ψ_M

Para tornar mais fácil a compreensão dos resultados obtidos nas estatísticas é pertinente apresentá-los no formato de uma tabela.

Tabela 1 – Resultados da Estimativa

Parâmetro	Média	Desvio Padrão	Intervalo de Confiança
u_*	0,67 m/s	0,03 m/s	0,60 m/s – 0,73 m/s
κ	0,40	0,02	0,37 – 0,44
z_0	0,35 m	0,02 m	0,32 m – 0,38 m
ψ_M	-0,51	0,15	-0,80 – -0,22

Após a análise dos valores das médias obtidas na estimativa é possível verificar que todos os resultados apresentam uma coerência quanto a sua magnitude – o parâmetro que se teria o maior conhecimento *a priori* é a constante de Von Karman (κ). É interessante notar que a constante κ é apresentada em referências importantes na literatura de mecânica dos fluidos com a magnitude de 0,41 [3, 8] e sua média foi estimada em 0,40. Portanto, é razoável assumir que a estimativa está calibrada – fato comprovado pela análise da convergência da posteriori e das cadeias (Figuras 3 a 7) – e está retornando valores das estimativas com uma boa representatividade com o fenômeno físico estudado.

Uma vez estimados todos os parâmetros que descrevem o perfil da média de velocidade do vento nas camadas inferiores da atmosfera – considerando a estabilidade –, é possível recuperar o valor do comprimento de Monin Obukhov (L). A tabela 2 apresenta o resultado de L para o estudo que vem sendo exibido – a torre denominada como ‘A’ é a torre utilizada no estudo de caso da seção.

Tabela 2 – Resultado do Comprimento de Monin Obukhov (Torre ‘A’ @ 100 m)

Torre Anemométrica	Altura do Sensor	Comprimento de Monin Obukhov (L)
‘A’	100 m	-1634,40 m

Em suma, é válido ressaltar que o estudo de caso apresentado foi apenas para a medição de um anemômetro, posicionado a 100 m de altura, de uma determinada torre de medição (Torre ‘A’) e deve ser replicado mais vezes para outras torres e outras alturas de sensor para comprovar a qualidade da metodologia apresentada – este estudo de repetição da metodologia será apresentado nas duas últimas seções do presente capítulo e conta com dados de campanhas de medição disponibilizados pelo Cepel.

III. 4 – Estudos de Validação da Metodologia da Estimativa

A penúltima seção do Capítulo III “Estimativa Bayesiana da Estabilidade Atmosférica” tem a intenção de exibir um estudo de validação dos resultados exibidos na metodologia, apresentada na seção anterior.

Para tal utiliza-se, primeiramente, o perfil estimado para a Torre ‘A’ – utilizando o anemômetro a 100 m – e verifica-se se as médias de velocidade medidas nos outros dois anemômetros da mesma torre – um a 80 m e outro a 60 m – estão próximos da curva traçada para o perfil (Figura 12).

Esse primeiro resultado do estudo de validação apresentou um quadro muito satisfatório, uma vez que a curva estimada – levando apenas em consideração a série histórica do anemômetro a 100 m de altura – apresentou um erro percentual desprezível (inferior a 1 %) quando comparada com os valores de média medidos nas outras alturas dos sensores da torre. A Figura 12 ilustra a visualização do perfil estimado quando comparado com as médias observadas nos anemômetros.

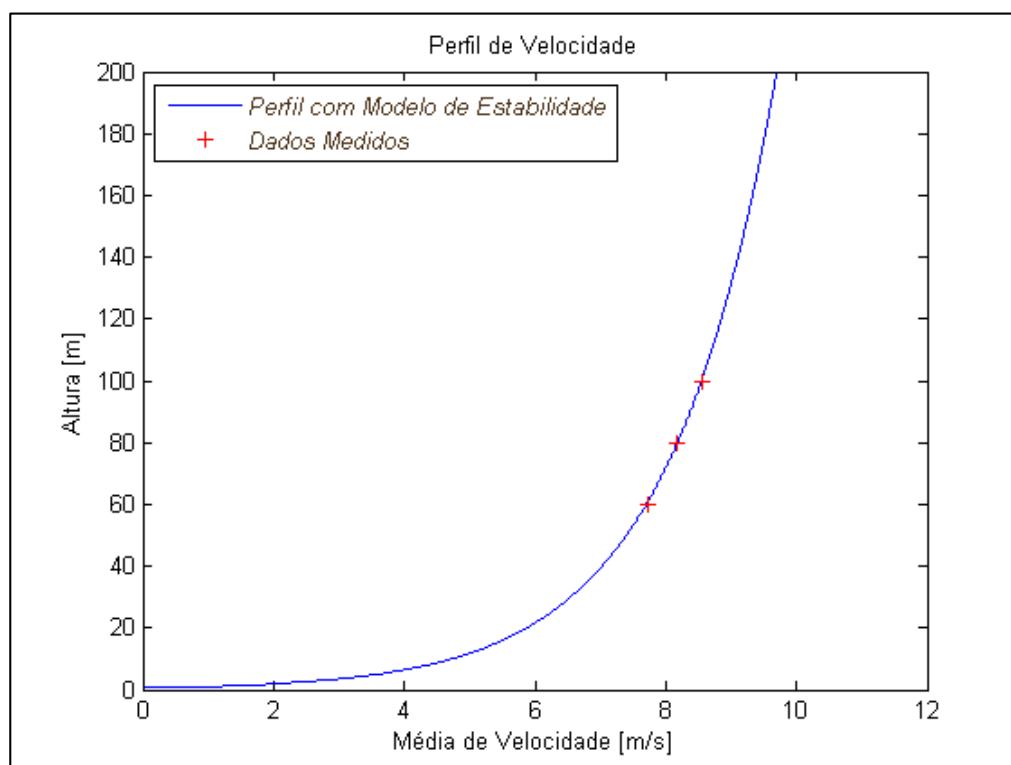


Figura 12 – Perfil modelado e dados medidos (Torre ‘A’)

Outra questão que será confrontada no estudo de validação é a influência da escolha da altura do anemômetro com o resultado final do perfil estimado.

Para tal foi replicado todo o estudo exibido na seção anterior só que utilizando o anemômetro a 80 m da Torre ‘A’. A Figura 13 ilustra a visualização dos perfis estimados quando comparado com as médias observadas nos anemômetros.

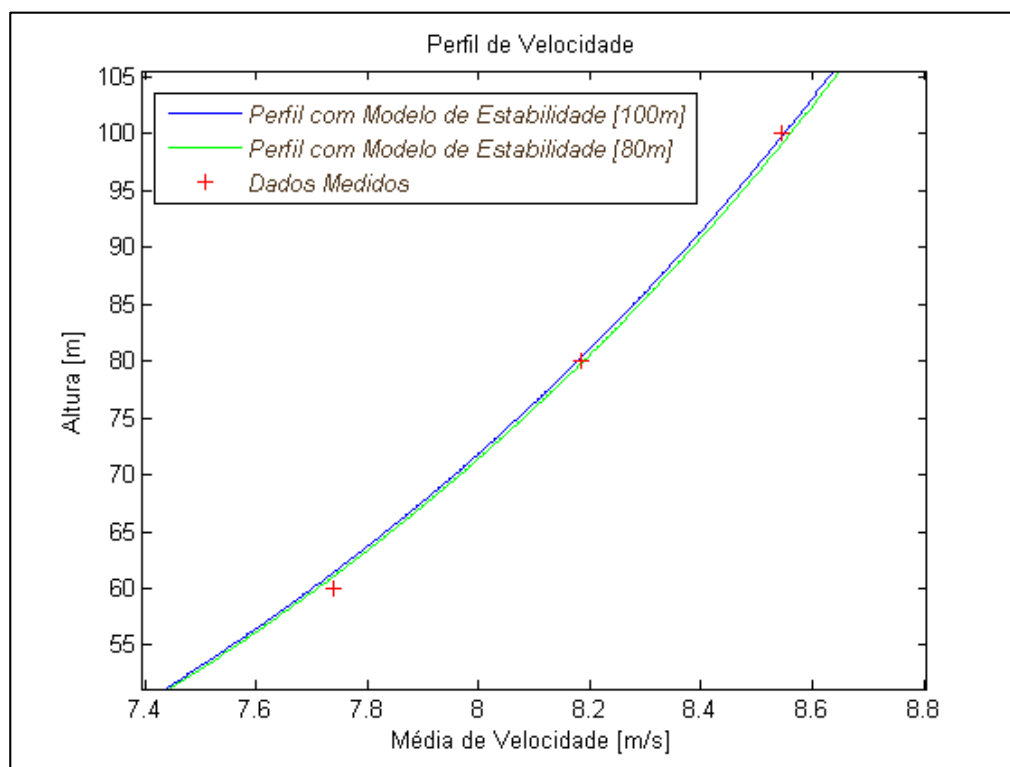


Figura 13 – Perfis modelados com diferentes entradas de dados (Torre ‘A’)

É interessante observar que para o caso específico da Torre ‘A’ ambos os perfis estimados reproduziram, praticamente, a mesma curva. Este fato corrobora à ideia que a metodologia é capaz de construir o perfil independente da altura do anemômetro escolhido.

Em suma, assim como foi enunciado no final da seção anterior, os estudos de validação foram replicados para todas as torres de medição disponibilizadas pelo Cepel. Parte desta análise mais abrangente foi publicada e aceita para apresentação no congresso Brazil Wind Power 2017 [9] e é ilustrada pelos gráficos abaixo (Figuras 14 a 17) – onde é possível comprovar a qualidade dos resultados obtidos quando confrontados com campanhas de medição de vento nos padrões da EPE.

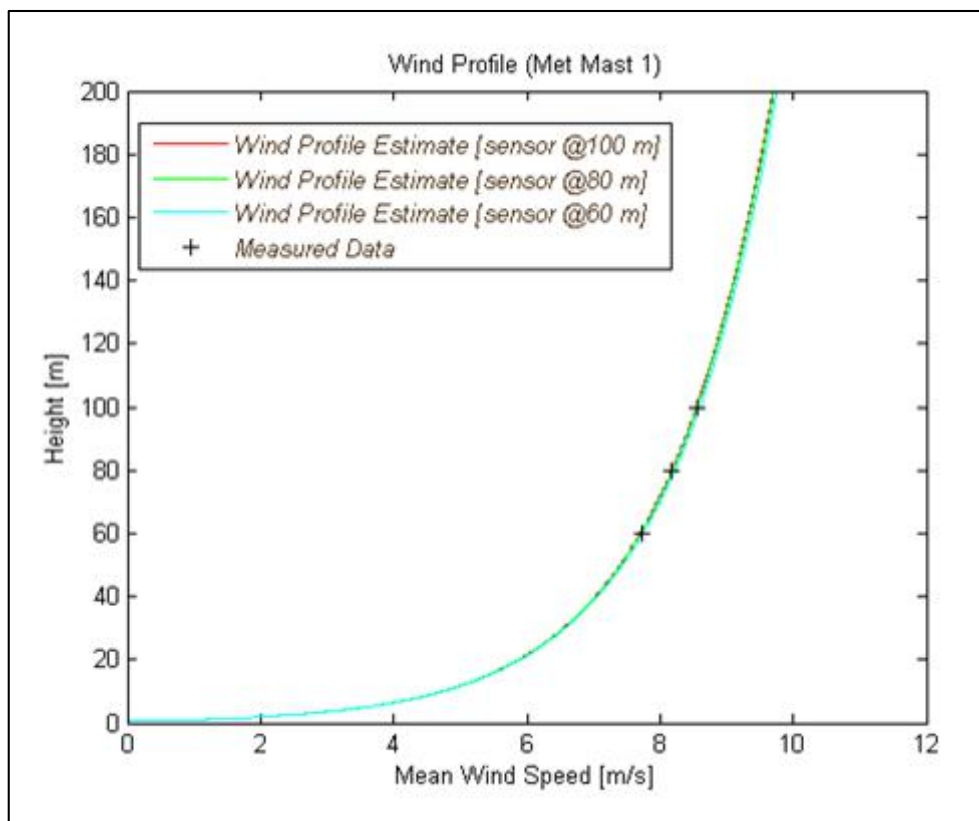


Figura 14 – Perfis modelados com diferentes entradas de dados (Torre ‘A’)

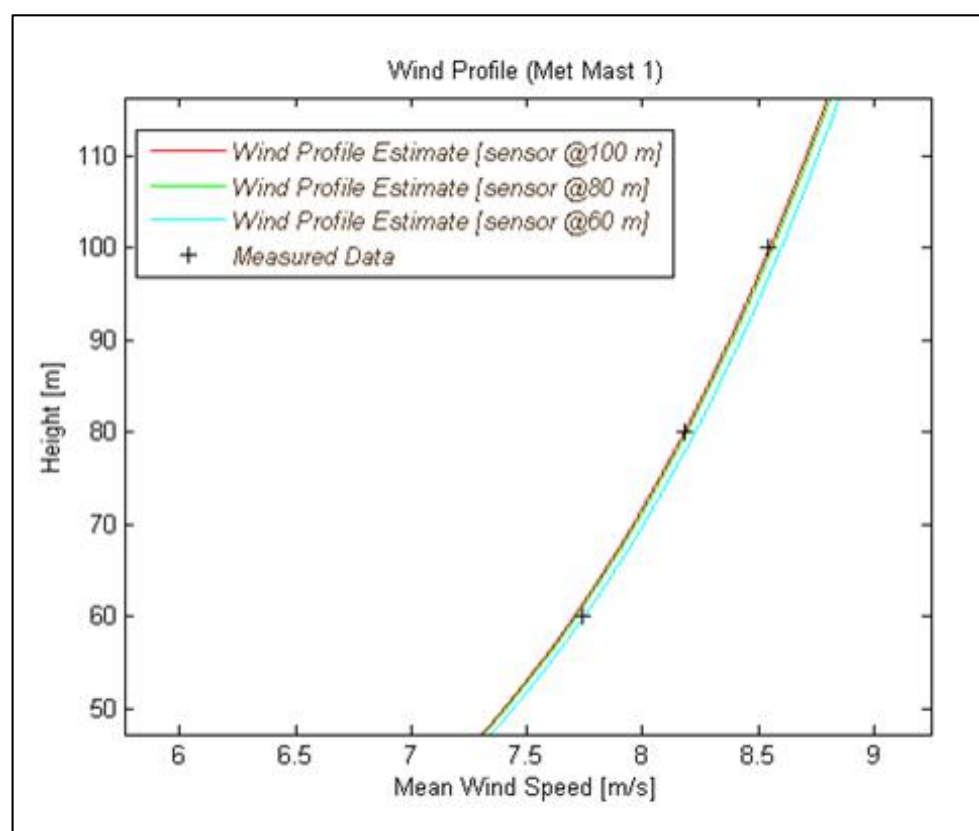


Figura 15 – Perfis modelados com diferentes entradas de dados (Torre ‘A’)

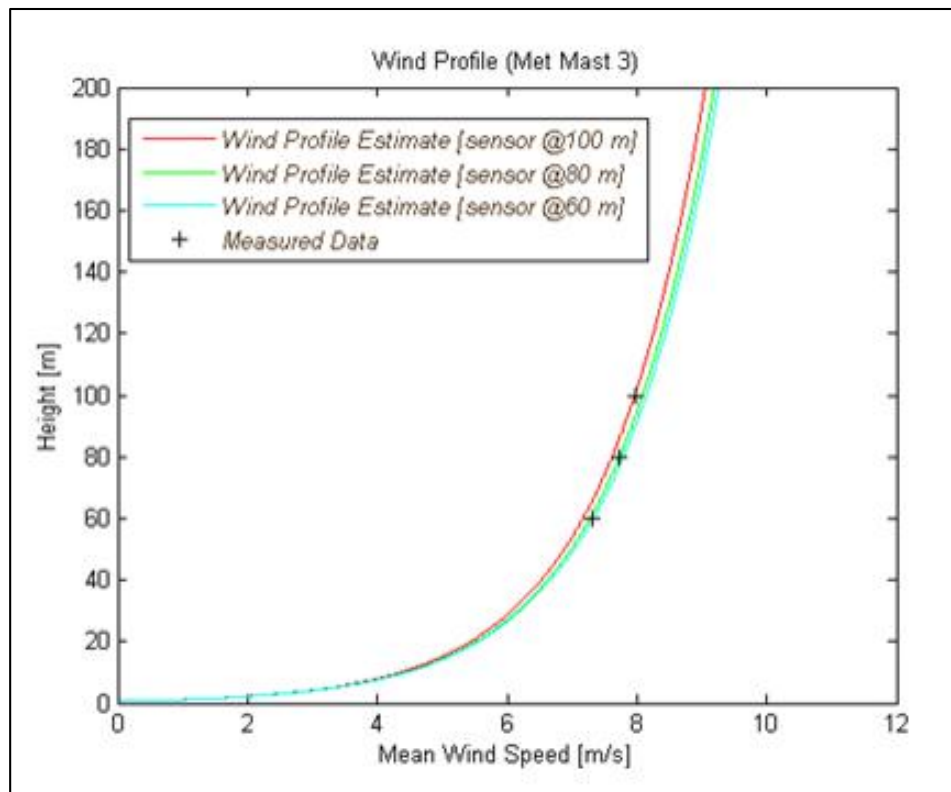


Figura 16 - Perfis modelados com diferentes entradas de dados (Torre 'C')

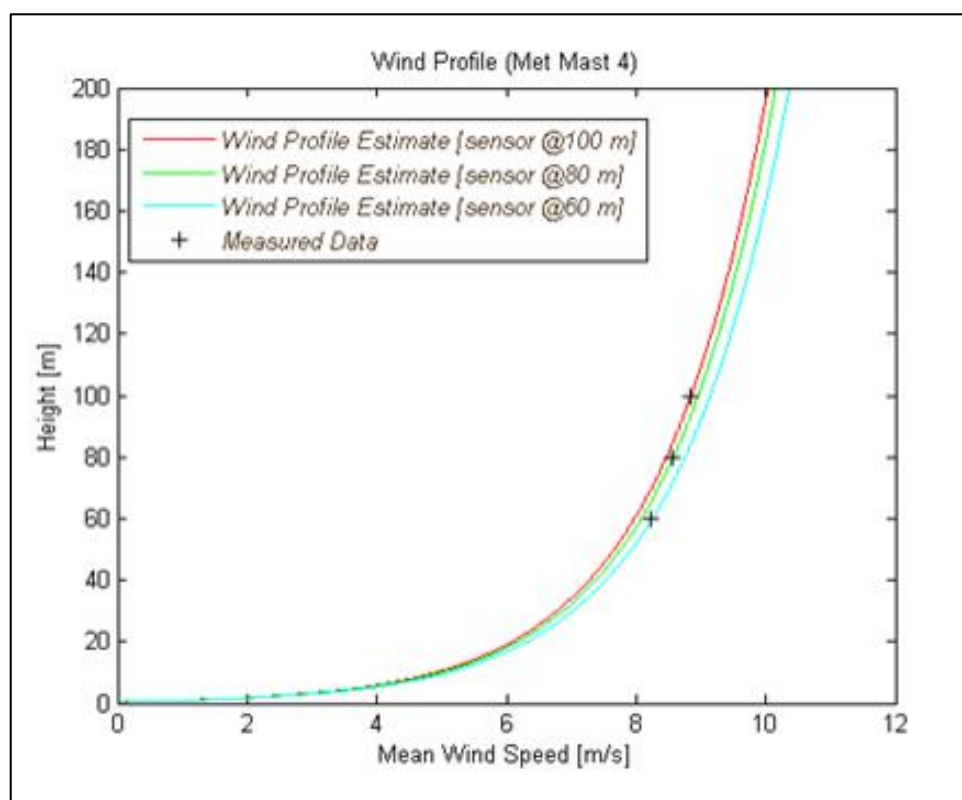


Figura 17 - Perfis modelados com diferentes entradas de dados (Torre 'D')

III. 5 – Resultados da Estimativa

Por fim, A última seção do Capítulo III tem como objetivo mostrar de forma resumida os resultados obtidos nos estudos referentes à estimativa bayesiana da estabilidade atmosférica – com a oferta de dados de cinco torres anemométricas, cada uma com três sensores em alturas diferentes (Torres ‘A’, ‘B’, ‘C’, ‘D’ e ‘E’).

Entretanto, também é importante destacar que todas as torres anemométricas estão localizadas próximas entre si e sua localização precisa – bem como suas identificações verdadeiras – é omitida devido à confidencialidade de tais informações. A Tabela 3 apresenta a média e desvio padrão de todos os parâmetros estimados e o valor de comprimento de Monin Obukhov (L) recuperada, considerando todas as alturas e torres anemométricas estudadas.

Tabela 3 – Resultados da Estimativa (Torres ‘A’, ‘B’, ‘C’, ‘D’ e ‘E’)

Torre	Altura (m)	Monin (L)	Ψ_M (Média)	Ψ_M (STD)	Z_0 (Média)	Z_0 (STD)	K (Média)	K (STD)	u^* (Média)	u^* (STD)
‘A’	60	-967.25	-0.5087	0.14313	0.35049	0.017459	0.40156	0.018316	0.67109	0.034617
‘A’	80	-1289.6	-0.5097	0.14459	0.35026	0.017823	0.40169	0.018211	0.66837	0.034243
‘A’	100	-1634.4	-0.5050	0.14625	0.35007	0.017519	0.40213	0.018128	0.66755	0.033326
‘B’	40	-672.10	-0.4910	0.22197	0.35007	0.017293	0.40094	0.01817	0.67917	0.04099
‘B’	60	-964.91	-0.5096	0.20896	0.35025	0.017447	0.40236	0.018434	0.66647	0.038022
‘B’	80	-1330.8	-0.4977	0.22816	0.35072	0.017186	0.40316	0.018097	0.66142	0.038729
‘C’	60	-812.10	-0.5794	0.23094	0.35118	0.017758	0.40452	0.018695	0.64992	0.040725
‘C’	80	-1106.6	-0.5714	0.23197	0.35071	0.017695	0.40503	0.017941	0.64464	0.038316
‘C’	100	-1397.9	-0.5677	0.23098	0.35183	0.017293	0.40631	0.01832	0.63697	0.037864
‘D’	60	-1212.1	-0.4272	0.22497	0.34821	0.017357	0.39284	0.018483	0.72363	0.042996
‘D’	80	-1751.1	-0.4015	0.21484	0.3486	0.017399	0.39416	0.017806	0.71636	0.039693
‘D’	100	-1911.8	-0.4475	0.22994	0.34929	0.017421	0.39627	0.01784	0.70182	0.040434
‘E’	60	-1157.2	-0.4431	0.22276	0.34948	0.017778	0.39742	0.017874	0.69714	0.04139
‘E’	80	-1463.4	-0.4626	0.22151	0.35016	0.017294	0.39841	0.018609	0.68758	0.039075
‘E’	100	-1715.0	-0.4868	0.23462	0.35001	0.017399	0.39992	0.018395	0.68462	0.039533

CAPÍTULO IV – SIMULAÇÃO NUMÉRICA DO ESCOAMENTO

Este capítulo irá tratar, especificamente, do modelo de turbulência do *software* de simulação do escoamento atmosférico; do acoplamento do modelo de turbulência com a equação de balanço de energia; da metodologia utilizada para obter e avaliar os resultados.

IV. 1 – Revisão Teórica

A seguir serão apresentados os fundamentos teóricos do modelo utilizado para a simulação do escoamento atmosférico – há um enfoque especial para a forma como o modelo em questão inclui a influência da estabilidade atmosférica no cálculo dos campos de velocidade e pressão do escoamento, evidenciando, por conseguinte, a conexão do trabalho realizado no capítulo anterior (Cap. III) com as etapas que serão apresentadas posteriormente nos próximos capítulos.

IV. 1.1 – Modelo para Solução da RANS

As equações mais gerais que regem o escoamento na camada limite atmosférica – dada a hipótese de fluido newtoniano – são as equações de Navier-Stokes. Tais equações compreendem algumas leis da mecânica, tais como os princípios de conservação de massa, quantidade de movimento linear, quantidade de movimento angular e energia.

Todavia, para a solução de escoamentos turbulentos, como é o caso do problema avaliado – o estudo de ciências atmosféricas –, é necessário desprezar as flutuações instantâneas de tal escoamento [8] no processo de solução das equações de Navier-Stokes e, para tal, utiliza-se uma integração ao longo de um intervalo de tempo que seja suficiente para sustentar tal hipótese. Osborne Reynolds (1985) define uma média temporal para as quantidades instantâneas de modo a satisfazer tal exigência:

$$A_i(t) = \frac{1}{T} \int_{t_0-T/2}^{t_0+T/2} \tilde{A}_i(t) dt \quad (4.1)$$

onde: A_i é a média de uma variável de interesse; \tilde{A}_i é o valor instantâneo da variável de interesse; e T é o período de tempo tal que a hipótese do desprezo das flutuações instantâneas possa ser aceito [s].

A equação 4.1 pode ser usada para a definição de valores médios, mesmo em escoamentos não estacionários, desde que ao longo de T a variação da média seja muito pequena, ou seja:

$$\frac{\int_{-T/2}^{T/2} \tilde{A}_i(t) dt - \int_{-T/2}^{3T/2} \tilde{A}_i(t) dt}{\int_0^T \tilde{A}_i(t) dt} \ll 1 \quad (4.2)$$

Dessa forma, as quantidades instantâneas do escoamento turbulento são expressas em médias e flutuações definidas a partir do valor instantâneo:

$$a_i = \tilde{A}_i - A_i \quad (4.3)$$

onde: a_i é a flutuação da média de uma variável de interesse.

Toda a abordagem que será trabalhada a partir deste ponto – no decorrer do capítulo que segue – levará em consideração a promediação das equações de Navier-Stokes aplicada a quantidades instantâneas – esse procedimento de promediação do campo de velocidades instantâneas de um escoamento turbulento é um marco importante para a literatura de fluidos e tem como resultado as equações de Reynolds.

O *software* WindSim[®] CFD resolve as equações médias de Navier-Stokes (*Reynolds Averaged Navier-Stokes* – RANS) através do modelo de turbulência de duas equações, o modelo $k-\epsilon$, e da implementação numérica de Volumes Finitos – a ferramenta computacional usa um núcleo constituído pelo *solver* Phoenix [10] para essa parte prática da implementação numérica do algoritmo.

As equações que compõe a RANS são resolvidas para estimar os campos médios de velocidade e pressão na área de estudo. Esta metodologia de cálculo parte das condições de contorno iniciais especificadas pelo usuário e chega a uma solução de estado estacionário – que reflete uma solução média no tempo. Esta solução tem uma distribuição probabilística de vento e turbulência para o domínio inteiro e são disponibilizadas na forma de um banco de dados multidimensional, denominado *Wind Resource Grid* (WRG).

O modelo da RANS é expresso por [8]:

$$\frac{\partial U_i}{\partial x_i} = 0 \quad (4.4)$$

$$U_j \frac{\partial U_i}{\partial x_j} = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial \bar{p}}{\partial x_i} + \frac{\partial}{\partial x_j} \left(\nu \left(\frac{\partial U_i}{\partial x_j} + \frac{\partial U_j}{\partial x_i} \right) - (\overline{u_i u_j}) \right) \quad (4.5)$$

onde: U_i é a velocidade média na direção i [m/s]; u_i é a flutuação da velocidade na direção i [m/s]; x_i é a componente da posição na direção i [m]; \bar{p} é a média de pressão [N/m²]; e ρ é a massa específica [kg/m³]; ν é a viscosidade cinemática [m²/s].

O problema de fechamento de turbulência é obtido relacionando as tensões de Reynolds com a velocidade média através da viscosidade turbulenta – tal hipótese é recorrente na literatura que trata de escoamentos turbulentos e é conhecida como Hipótese de Boussinesq³. A formulação proposta para o fechamento da RANS é expressa como [8]:

$$(\overline{u_i u_j}) = -\nu_T \left(\frac{\partial U_i}{\partial x_j} + \frac{\partial U_j}{\partial x_i} \right) + \frac{2}{3} \delta_{ij} k \quad (4.6)$$

onde: ν_T é a viscosidade turbulenta; k é a energia cinética turbulenta específica [m²/s²]; e δ_{ij} é uma entidade denominada Delta de Kronecker [adimensional]. A Energia Cinética Turbulenta (TKE) é definida como:

$$k = \frac{1}{2} (\overline{u_i^2} + \overline{u_j^2} + \overline{u_k^2}) = \frac{\text{TKE}}{m} \quad (4.7)$$

Dessa forma, o modelo k - ϵ – assim como proposto pelos trabalhos de Jones⁴ e Launder⁵ (1972, 1973) e de Launder e Spalding⁶ (1974) – expressa a viscosidade turbulenta em função de duas equações de transporte criadas para grandezas que,

³ Joseph Valentin Boussinesq (1842 - 1929) foi um físico e matemático francês. Foi o primeiro pesquisador a quantificar a turbulência.

⁴ Bill Jones é professor de engenharia mecânica da Imperial College em Londres. Dentre seus trabalhos importantes está o desenvolvimento do modelo de turbulência k - ϵ .

⁵ Brian Edward Launder é professor de engenharia mecânica na Universidade de Manchester. Possui grandes contribuições na área de escoamentos turbulentos e, mais especificamente, em modelos de turbulência, tendo participação na elaboração do modelo k - ϵ .

⁶ Duley Brian Spalding (1923 - 2016) foi professor de engenharia mecânica da Imperial College em Londres. Dentre suas várias contribuições para o estudo de modelos de turbulência estão sua participação na formulação do modelo k - ϵ e o desenvolvimento do código do *solver* CFD PHOENICS.

quando relacionadas, recuperam a dimensão de viscosidade: a energia cinética turbulenta específica (k) e a dissipação (ε).

A formulação desse modelo de turbulência, na forma como ele é trabalhado no WindSim[®], é explicitado a seguir:

$$v_t = C_\mu \frac{k^2}{\varepsilon} \quad (4.8)$$

$$\frac{\partial}{\partial x_i} (U_i k) = \frac{\partial}{\partial x_i} \left(\frac{v_t}{\sigma_k} \frac{\partial k}{\partial x_i} \right) + P_k - \varepsilon \quad (4.9)$$

$$\frac{\partial}{\partial x_i} (U_i \varepsilon) = \frac{\partial}{\partial x_i} \left(\frac{v_t}{\sigma_\varepsilon} \frac{\partial \varepsilon}{\partial x_i} \right) + C_{\varepsilon 1} \frac{\varepsilon}{k} P_k - C_{\varepsilon 2} \frac{\varepsilon^2}{k} \quad (4.10)$$

onde: P_k é o termo de produção de energia cinética turbulenta, expresso pela equação 4.11; e C_μ , σ_k , σ_ε , $C_{\varepsilon 1}$, $C_{\varepsilon 2}$ são constantes determinadas pelas parametrizações do *software*.

$$P_k = v_t \left(\frac{\partial U_i}{\partial x_j} + \frac{\partial U_j}{\partial x_i} \right) \frac{\partial U_i}{\partial x_j} \quad (4.11)$$

IV. 1.2 – Acoplamento com a Equação de Energia

Para investigar a influência dos fenômenos associados à estabilidade atmosférica – principalmente os que estão relacionados com o efeito do empuxo térmico – no escoamento atmosférico, utiliza-se do acoplamento do modelo de turbulência k-ε com uma formulação que resolva o campo de temperaturas médio [11].

Nesse ínterim, a estratégia abordada é a de resolver explicitamente uma equação de balanço de energia acoplada com o modelo descrito para a solução da RANS na subseção anterior. Tal acoplamento se dá pela inclusão de um termo adicional nas equações de balanço de momentum (equação 4.5), transporte de energia cinética turbulenta (equação 4.9) e transporte de dissipação (equação 4.10) – a nova formulação das equações citadas será apresentada mais adiante nesta subseção.

Para contemplar o balanço de energia, utilizou-se uma equação de transporte para a temperatura potencial ($\bar{\theta}$). A variação da média de $\bar{\theta}$ é regida por três mecanismos

de transporte: a advecção, a difusão térmica e a transferência de calor turbulenta. A equação 4.12 explicita a formulação desse modelo.

$$U_i \frac{\partial \bar{\theta}}{\partial x_i} = \frac{\partial}{\partial x_i} \left(\alpha \left(\frac{\partial \bar{\theta}}{\partial x_i} \right) - \overline{(u_i \theta')} \right) \quad (4.12)$$

onde: $\bar{\theta}$ é a média da flutuação da temperatura potencial [K]; e α é o coeficiente de difusividade molecular cinemático [m²/s].

Assim como trabalhado na subseção que apresenta o modelo da RANS utilizado, a equação acima necessita de um fechamento para o termo turbulento. Em oposição ao que foi tratado no modelo k-ε – um problema de fechamento composto por duas equações de transporte –, o termo que representa o transporte turbulento na equação da variação da média de $\bar{\theta}$ é modelado por uma simples relação com o gradiente térmico.

$$\overline{(u_i \theta')} = - \frac{\nu_t}{\sigma_\theta} \frac{\partial \bar{\theta}}{\partial x_i} \quad (4.13)$$

onde: σ_θ é o número turbulento de Prandtl⁷ [adimensional] – o número turbulento de Prandtl é um parâmetro adimensional definido como a razão da difusividade da inércia turbilhonar com a difusividade da transferência de calor turbilhonar.

Retomando o acoplamento com o modelo da RANS, a primeira formulação que deve ser mencionada é a do balanço de momentum. É importante notar que a influência da temperatura na velocidade vertical do vento deve ser contemplada. Para tal, utiliza-se da diferença da temperatura potencial ($\bar{\theta}$) com temperatura do estado de referência da atmosfera (θ_0), definida como θ^* – a partir do uso dessa diferença é possível modelar a influência do efeito do empuxo térmico na equação de balanço de momentum.

Portanto, a parcela correspondente à direção perpendicular à superfície terrestre da equação 4.14 – direção i=3 – é reescrita com a inserção de um termo adicional, modelado com as temperaturas definidas acima:

$$U_i \frac{\partial U_3}{\partial x_i} = \frac{\theta^*}{\theta_0} g - \frac{1}{\rho} \frac{\partial \bar{p}}{\partial x_3} + \frac{\partial}{\partial x_j} \left(\nu \left(\frac{\partial U_3}{\partial x_j} + \frac{\partial U_j}{\partial x_3} \right) - \overline{(u_3 u_j)} \right) \quad (4.14)$$

⁷ Ludwig Prandtl (1875 - 1953) foi um físico alemão que contribuiu de forma significativa para o estudo da mecânica dos fluidos. Entre seus principais estudos estão a camada limite, a teoria de aerofólio fino e a teoria da linha de sustentação. O número de Prandtl recebeu esse nome em sua homenagem.

Em relação ao acoplamento das outras duas equações – as equações de transporte de k e ε –, adiciona-se um termo de produção de turbulência dependente da temperatura (P_b), modelado como segue:

$$P_b = -\frac{v_t}{\sigma_\theta} g \frac{1}{\theta} \frac{\partial \bar{\theta}}{\partial x_3} \quad (4.15)$$

Por fim, as formulações das equações de transporte do modelo k - ε são reescritas da seguinte forma:

$$\frac{\partial}{\partial x_i} (U_i k) = \frac{\partial}{\partial x_i} \left(\frac{v_t}{\sigma_k} \frac{\partial k}{\partial x_i} \right) + P_k + P_b - \varepsilon \quad (4.16)$$

$$\frac{\partial}{\partial x_i} (U_i \varepsilon) = \frac{\partial}{\partial x_i} \left(\frac{v_t}{\sigma_\varepsilon} \frac{\partial \varepsilon}{\partial x_i} \right) + C_{\varepsilon 1} \frac{\varepsilon}{k} [P_k + C_{\varepsilon 3} P_b] - C_{\varepsilon 2} \frac{\varepsilon^2}{k} \quad (4.17)$$

onde: $C_{\varepsilon 3}$ é uma constante determinada pela parametrização do *software*.

IV. 1.3 – Condições de Contorno

O último tópico que será abordado na revisão teórica do Capítulo IV, que trata das simulações numéricas do escoamento, é a descrição do modelo das condições de contorno. Tal descrição, específica para a temática que aborda o estudo do escoamento atmosférico, difere bastante das aplicações usuais das técnicas de CFD nas mais diversas áreas da engenharia mecânica – como a indústria aeronáutica e o setor de óleo e gás – e é responsável pela compatibilização do trabalho desenvolvido no Capítulo III com o restante do projeto – por esta razão justifica-se a inclusão de uma subseção dedicada exclusivamente para tal tópico.

Primeiro, é necessário ressaltar que toda simulação numérica realizada na ferramenta computacional WindSim® é tridimensional. Dessa forma, existe um modelo de contorno para cada uma das faces do cubo que está sendo processado. A Figura 18 demonstra um volume típico que poderia ser definido como o domínio de uma simulação do regime dos ventos de um local – é interessante notar que a única fronteira física do modelo é a superfície terrestre e, por conseguinte, as outras cinco faces do cubo possuem um tratamento adaptado para representar suas condições de contorno.

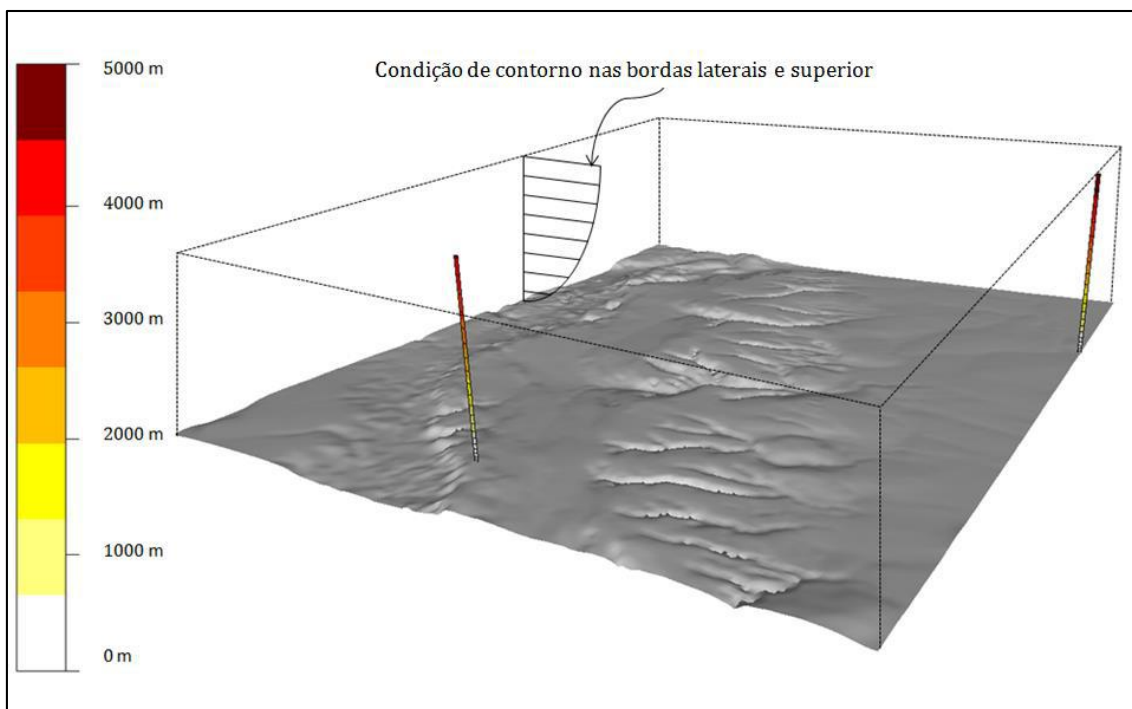


Figura 18 – Domínio de processamento da simulação e tratamento dos contornos

O modelo adotado para descrever o contorno na face inferior do domínio – face que representa a superfície terrestre – se assemelha bastante com as formas tradicionais de lidar com a parede em escoamentos externos. A esta face aplica-se as restrições de não penetrabilidade e não deslizamento para resolver as equações de balanço de momentum e as condições de energia cinética turbulenta nula e dissipação especialmente parametrizada para resolver as equações de transporte de k e ε – a parametrização da dissipação na parede é confidencial e possui um grande valor estratégico para as ferramentas computacionais de CFD no mercado, uma vez que o ε é indefinido na parede e sua parametrização é realizada após experimentos numéricos que fazem parte da etapa de calibração do *software*.

Em relação às demais faces, utilizam-se equações empíricas para modelar os perfis médios de velocidade do vento incidentes no domínio a ser computado – essa forma de se lidar com a condição de contorno das superfícies livres do domínio também está representada na Figura 18. Portanto, é justamente pelo modelo adotado em tais superfícies que é possível acoplar o estudo da estimativa bayesiana da estabilidade atmosférica com uma implementação comercial de simulação, via CFD, para estudo do recurso de vento para uma região de um projeto eólico – como será trabalhado a seguir.

Tal compatibilização é propiciada pelo resultado final do trabalho da estimativa: o comprimento de Monin Obukhov (L). Os modelos possíveis para a construção dos perfis incidentes de vento nas bordas laterais do domínio – disponíveis na ferramenta CFD – são a lei logarítmica (equação 3.9) e a lei de extrapolação vertical corrigida pelo fator de correção da estabilidade atmosférica (equação 3.10) – mesmo modelo matemático utilizado para a formulação do problema direto da estimativa.

Para simulações que resolvam a RANS acoplada com equação dependente da temperatura, utiliza-se o segundo modelo do perfil do vento incidente e, como consequência dessa escolha, o algoritmo necessita de duas informações adicionais além das corriqueiras descrições do terreno: uma temperatura de referência e o comprimento de Monin Obukhov. Portanto, a simbiose verificada no trabalho de estimativa – de uma informação que, via de regra, não está disponível na concepção dos projetos eólicos atuais – e a simulação do escoamento que inclui os efeitos do empuxo térmico é possível pela estimativa do L – importante ressaltar novamente que o método da estimativa exige a informação de um único anemômetro. As Figuras 19 e 20 mostram a forma como a informação desse parâmetro (L) influi na condição de contorno dos bordos laterais da simulação.

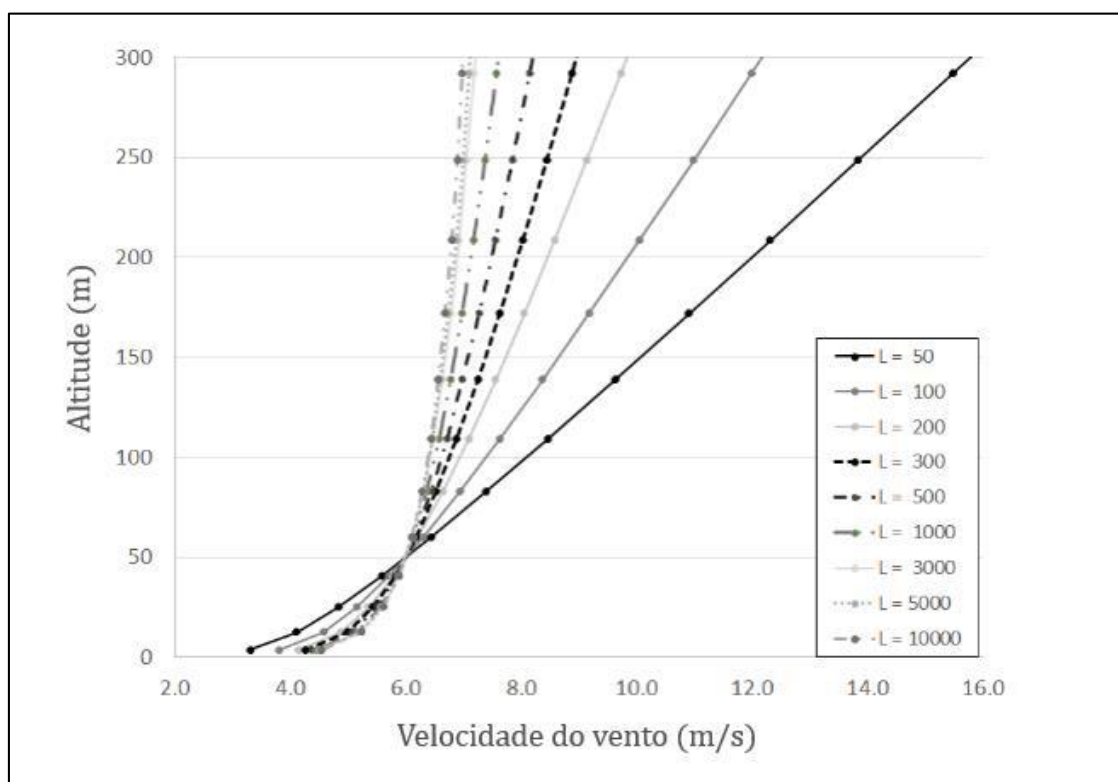


Figura 19 – Perfis variando com o comprimento de Monin Obukhov (Estável)

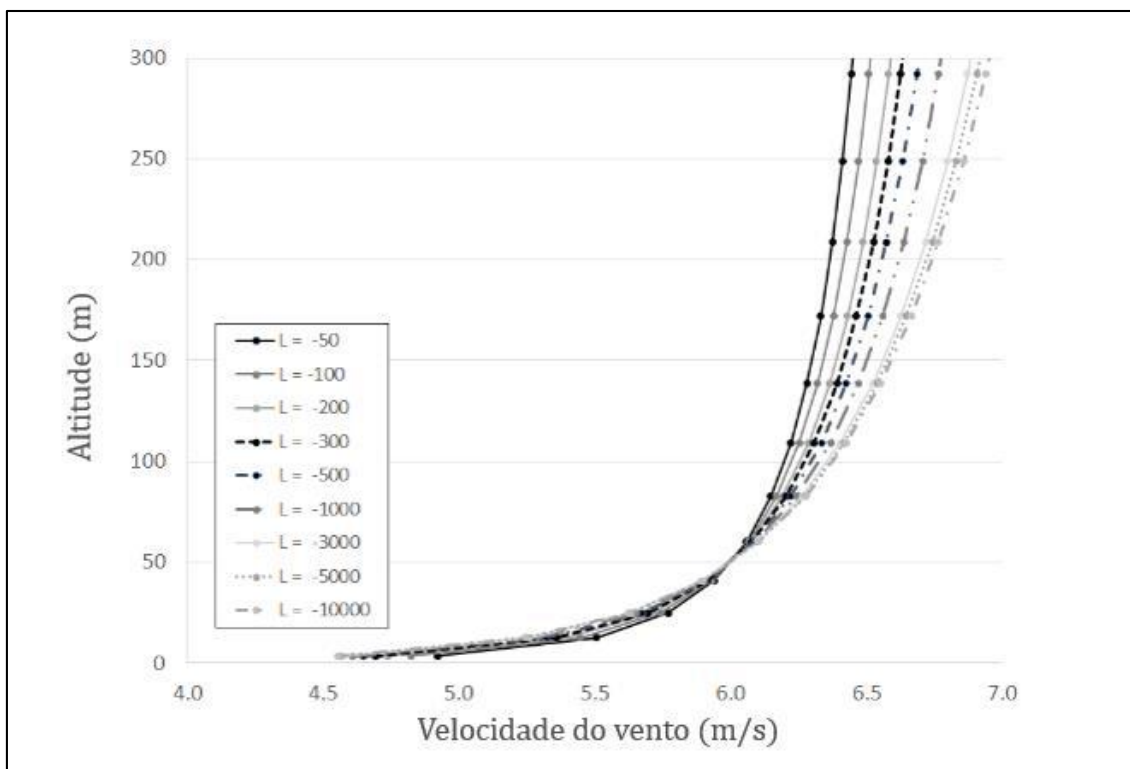


Figura 20 - variando com o comprimento de Monin Obukhov (Instável)

Por fim, como já fora antecipado ao longo da dissertação, a relação entre estabilidade e instabilidade de um perfil é quantificada pela magnitude do comprimento de Monin Obukhov. Existem algumas referências na literatura que expressam a classificação qualitativa dos possíveis valores de L. A tabela 4 foi a adotada para os estudos da dissertação, uma vez que também foi adotada nos estudos de validação da ferramenta computacional utilizada, o *software* WindSim®.

Tabela 4 – Classificação qualitativa do comprimento de Monin Obukhov

Faixas de magnitude de L	Classificação quanto à estabilidade
$ L > 1000$	Neutro
$200 > L > 1000$	Estável
$0 > L > 200$	Muito Estável
$0 > L > -200$	Muito Instável
$-200 > L > -1000$	Instável
Obs: L é indefinido para o valor zero	

IV. 2 – Metodologia das Simulações

A última seção do Capítulo IV tem como objetivo descrever apenas a metodologia do estudo que será apresentado na dissertação.

Na etapa referente à simulação do escoamento atmosférico serão realizados dois ciclos de rodadas do WindSim® em paralelo: uma que resolva apenas a RANS e outra que resolva o modelo acoplado com a formulação de temperatura. É importante destacar que ambos os ciclos de simulação contam com o mesmo dado de entrada, isto é, o mesmo modelo digital de terreno, mapa de rugosidade e séries históricas de dados de vento. A Figura 21 mostra os dados topográficos sobrepostos pela localização das cinco torres anemométricas utilizadas (Torres ‘A’, ‘B’, ‘C’, ‘D’ e ‘E’).

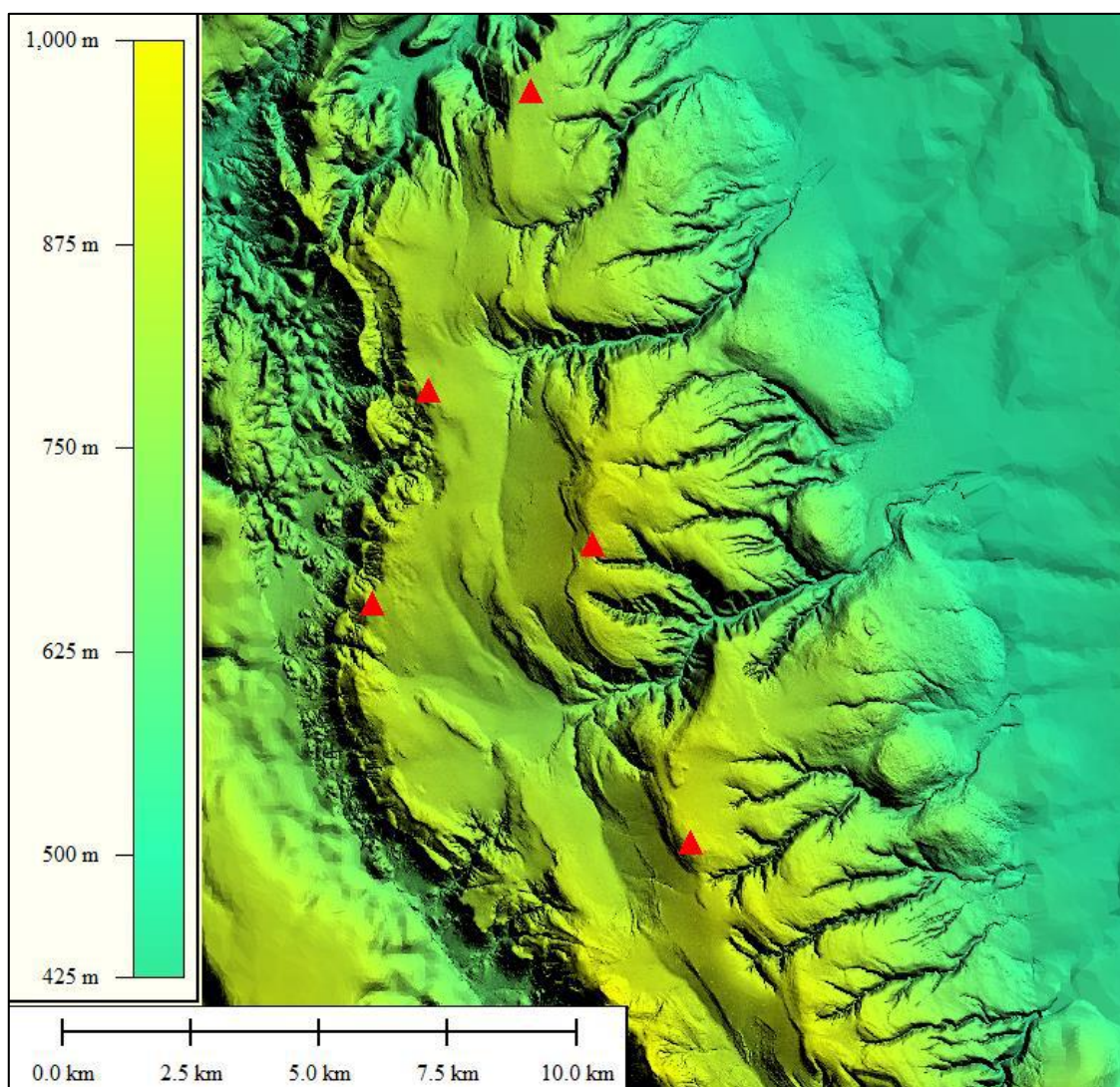


Figura 21 - Relevo e localização das torres anemométricas

Toda a metodologia da simulação sem a influência da estabilidade já foi tema de estudos antigos e encontra-se disponível em [12, 13]. Para a simulação acoplada com a formulação de temperatura, utilizou-se um processo muito parecido com tal metodologia – utilizando simulações de larga escala seguidas por rodadas com maior refino de malha e acopladas pela técnica ‘*nesting*’ [12, 13]. Entretanto, para o ciclo de rodadas do CFD com influência da estabilidade, incluíram-se informações adicionais de dados de entrada – como o comprimento de Monin Obukhov estimado para uma altura de referência e o valor da temperatura ambiente (θ_0) – e uma parametrização diferente do *solver* do programa, uma vez que ao incluir acoplar os efeitos do empuxo térmico no escoamento a simulação possui uma convergência dificultada.

Em suma, a intenção final dessa etapa do estudo é a de comparar os dois mapas de velocidade do vento obtidos – um levando em conta os efeitos da estabilidade atmosférica e o outro não. Para tal análise de pós-processamento das simulações via CFD, serão utilizadas ferramentas de *Geographic Information System* (GIS) para traçar mapas de diferenças das médias de velocidade e, por conseguinte, identificar o impacto da análise da estabilidade atmosférica na leitura do potencial eólico de uma região.

Ainda no que diz respeito a essa análise de pós-processamento, faz sentido antecipar que o próximo capítulo atua na temática dos identificadores vorticais e sua pertinência no trabalho como um todo é enriquecer ainda mais essa comparação das simulações do escoamento – no final do trabalho espera-se comparar os vórtices identificados para ambas as formas de simular o recurso eólico.

IV. 3 – Resultado das Simulações

A última seção do Capítulo IV tem como objetivo mostrar de forma resumida todos os resultados obtidos nos estudos de simulação do escoamento atmosférico, bem como boa parte das análises de pós-processamento que foram realizadas – exceto pelas análises que foram pautadas na identificação cinemática de vórtices no escoamento, uma vez que serão apresentadas mais adiante na última seção do Capítulo V.

Assim como antecipado anteriormente, foram realizados dois ciclos de simulação em paralelo: um que tratou o escoamento atmosférico com a influência da

estabilidade atmosférica e outro que desprezou tal fenômeno, solucionando apenas o modelo k- ϵ desacoplado da formulação dependente da temperatura – o motivo para recalcular o mesmo escoamento foi para possibilitar a leitura da informação que se adquire ao considerar o efeito do empuxo térmico na análise do recurso do vento e, por conseguinte, demonstrar a importância da metodologia desenvolvida no trabalho para o mercado de energia eólica.

Antes de reportar os resultados dos dois ciclos de simulação, é importante ressaltar que a malha e a discretização do terreno foram mantidas a mesma para poder garantir a qualidade das comparações entre tais resultados – as entradas de dados de vento também foram iguais para ambos os ciclos de simulação. A Figura 22 ilustra uma visualização da malha utilizada para os estudos antes citados.

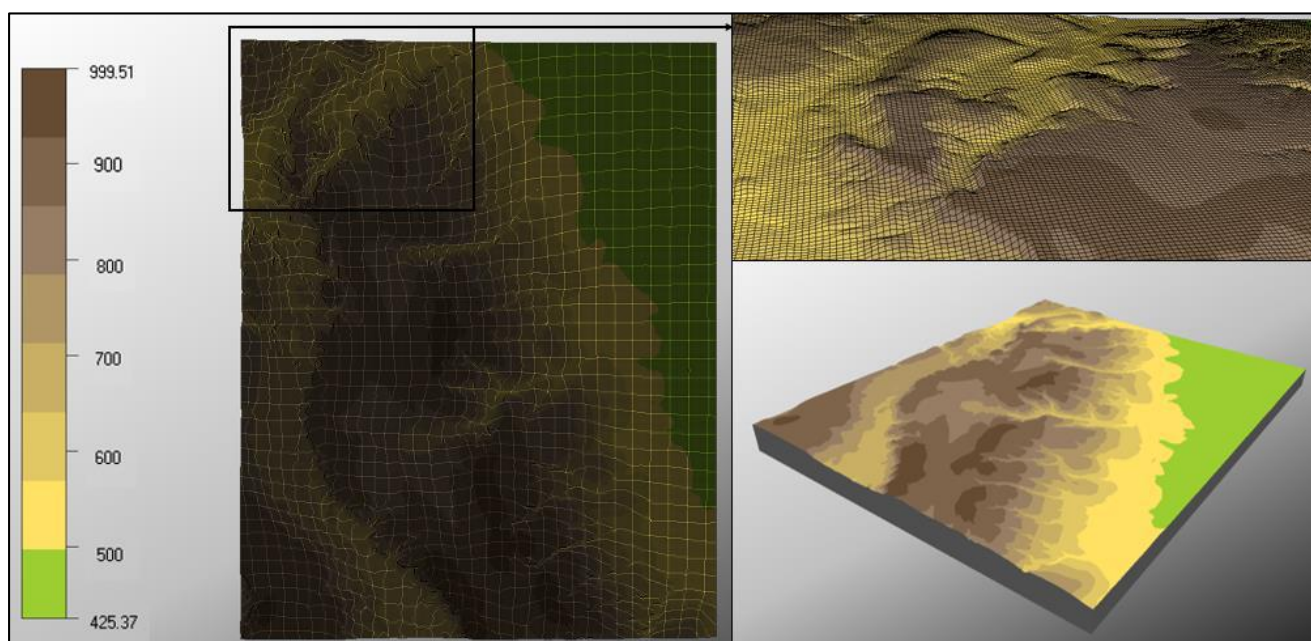


Figura 22 - Malha e modelo 3D do terreno

Uma vez estabelecido todo o controle do estudo, isto é, os dados de entrada e a malha gerada, é pertinente apresentar e discutir os resultados das simulações.

O primeiro conjunto de resultados será referente ao estudo alvo da dissertação: as simulações que levaram em conta os efeitos do empuxo térmico e, por conseguinte, consideraram a influência da estabilidade atmosférica. Para tal análise a particularidade mais marcante – e maior contribuição do trabalho que segue – foi a declaração do comprimento de Monin Obukhov (L) mais representativo para uma altura de referência

de 100 m – acima da superfície terrestre. O valor de L declarado nesse ciclo de simulações foi estimado, utilizando a metodologia descrita no Capítulo III, para as cinco torres de medição disponíveis para a análise do projeto: Torres ‘A’, ‘B’, ‘C’, ‘D’ e ‘E’ – todos os valores estão descritos na seção de resultados do Capítulo III.

Após a obtenção dos valores mais frequentes de Monin Obukhov para a área do projeto, realizou-se uma análise ANOVA (*Analysis of Variance*) onde foi possível detectar que as amostras de L a 100 m de altura possuíam valores iguais estatisticamente e, por conseguinte, o valor de L declarado como o mais representativo para a simulação do regime dos ventos foi a mediana das cinco estimativas de Monin Obukhov – referentes as cinco torres anemométricas disponíveis.

Definidos os últimos parâmetros necessários para a análise, foram executados os ciclos de simulação setorial do escoamento atmosférico via CFD. As Figuras 23 e 24 ilustram a análise de convergência e resíduos desse estudo. Os gráficos abaixo são referentes apenas ao setor 90°, que representa o setor mais importante do estudo – para a climatologia do local estudado o vento vem predominantemente de 90°.

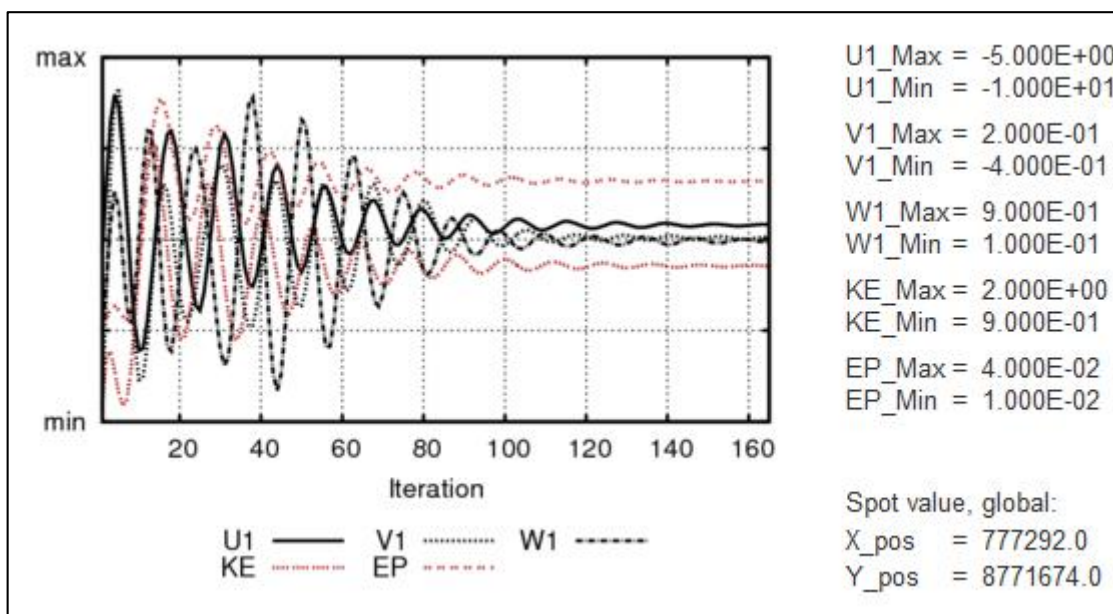


Figura 23 – Convergência da simulação que considera efeitos térmicos (Setor 90°)

O caráter instável da simulação que leva em conta a estabilidade atmosférica fica evidente na Figura 23 – essa leitura fica mais fácil mediante a comparação com a convergência do outro ciclo de simulações, sem a inclusão dos efeitos térmicos, que será apresentado mais à frente nessa seção.

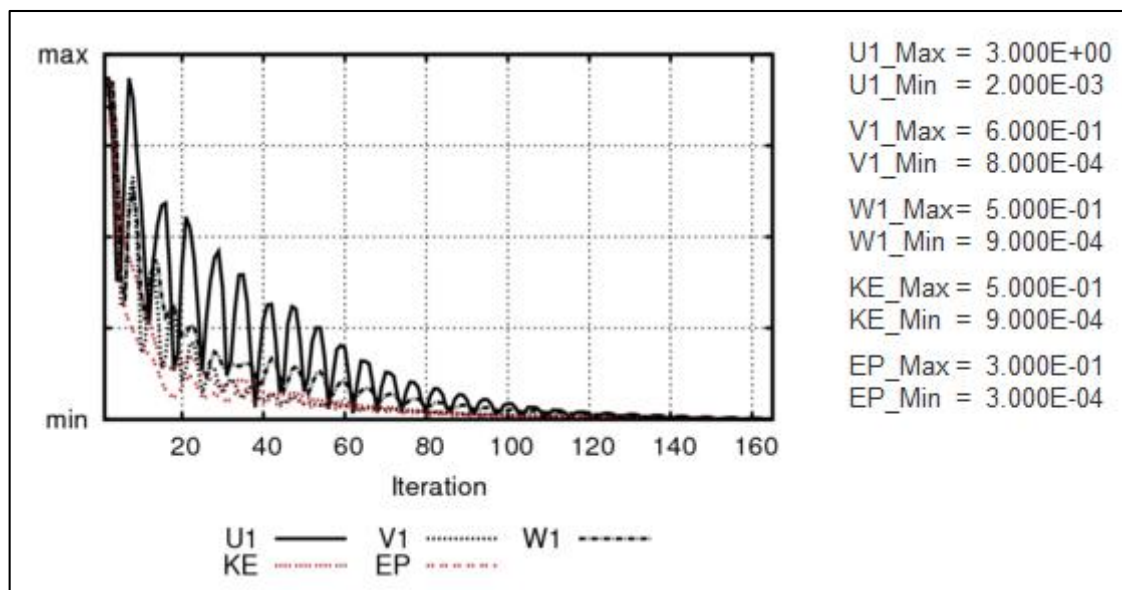


Figura 24 – Resíduos da simulação que considera efeitos térmicos (Setor 90°)

Com relação ao resultado final desse estudo, realiza-se uma consolidação setorial das distribuições probabilísticas da média e da direção do vento para cada ponto da malha. Figuras 25 a 28 ilustram as informações contidas no WRG (*Wind Resource Grid*) – banco de dados multidimensional onde se observa a distribuição do vento no domínio da frequência – obtido: o campo da média de velocidade horizontal [m/s]; o campo de densidade de potência [W/m^2]; e mapas dos fatores ‘K’ e ‘A’ da distribuição de Weibull – distribuição estatística que melhor descreve o comportamento do vento.

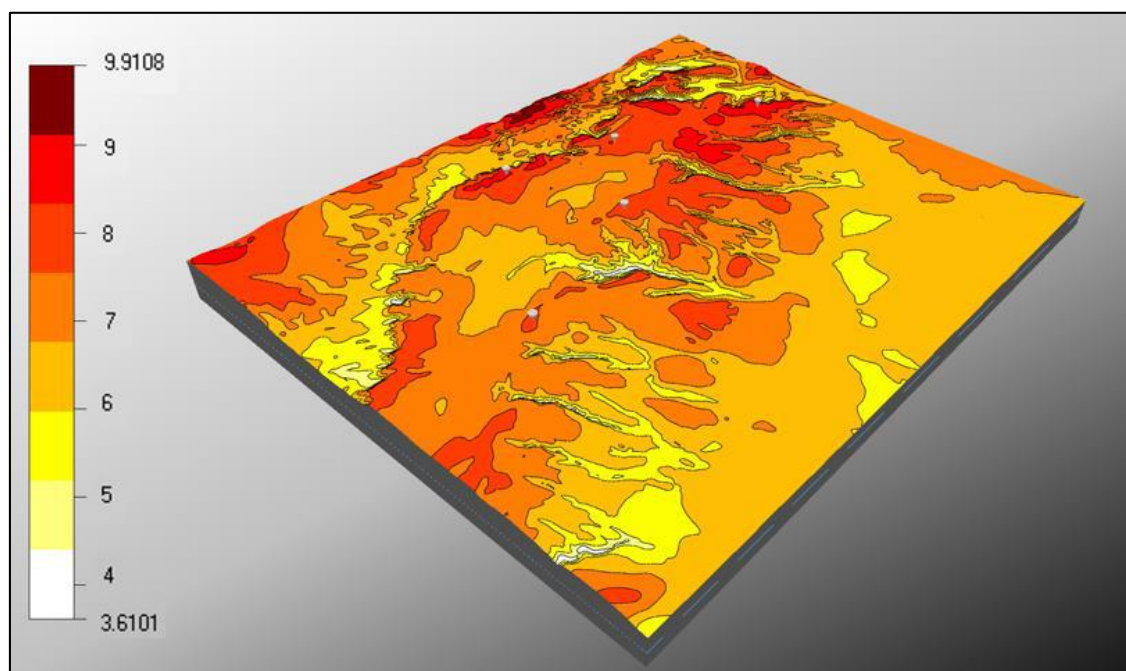


Figura 25 – Mapa das médias de velocidade horizontal @ 100 m

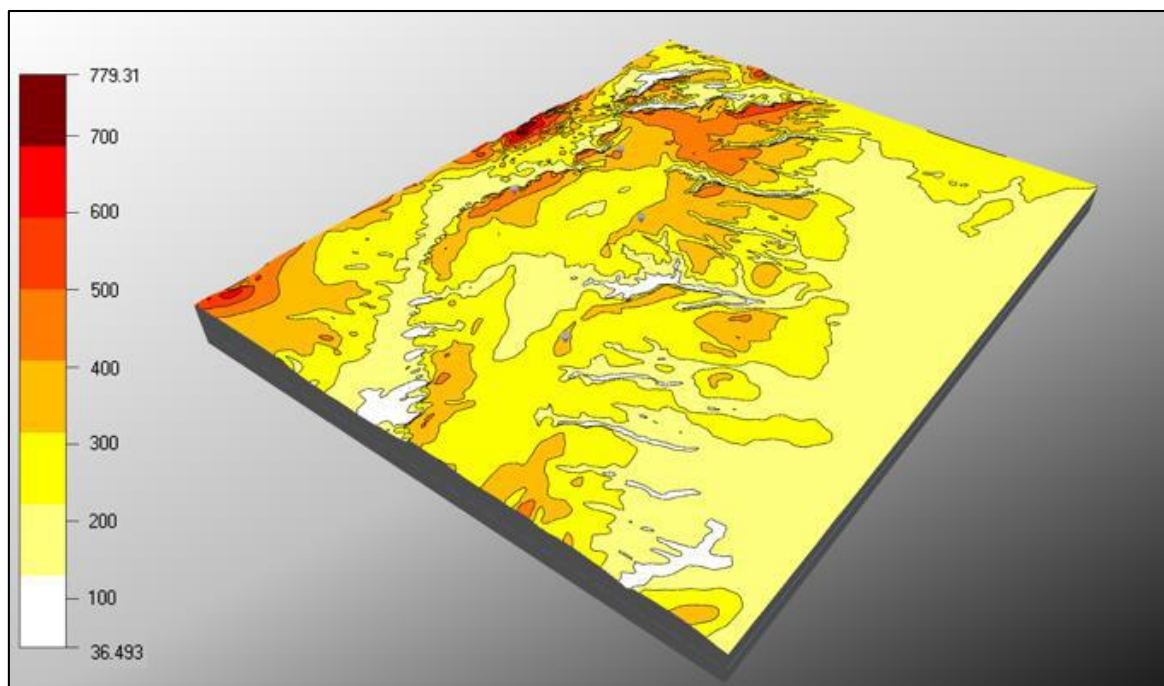


Figura 26 - Mapa de densidade de potência @ 100 m

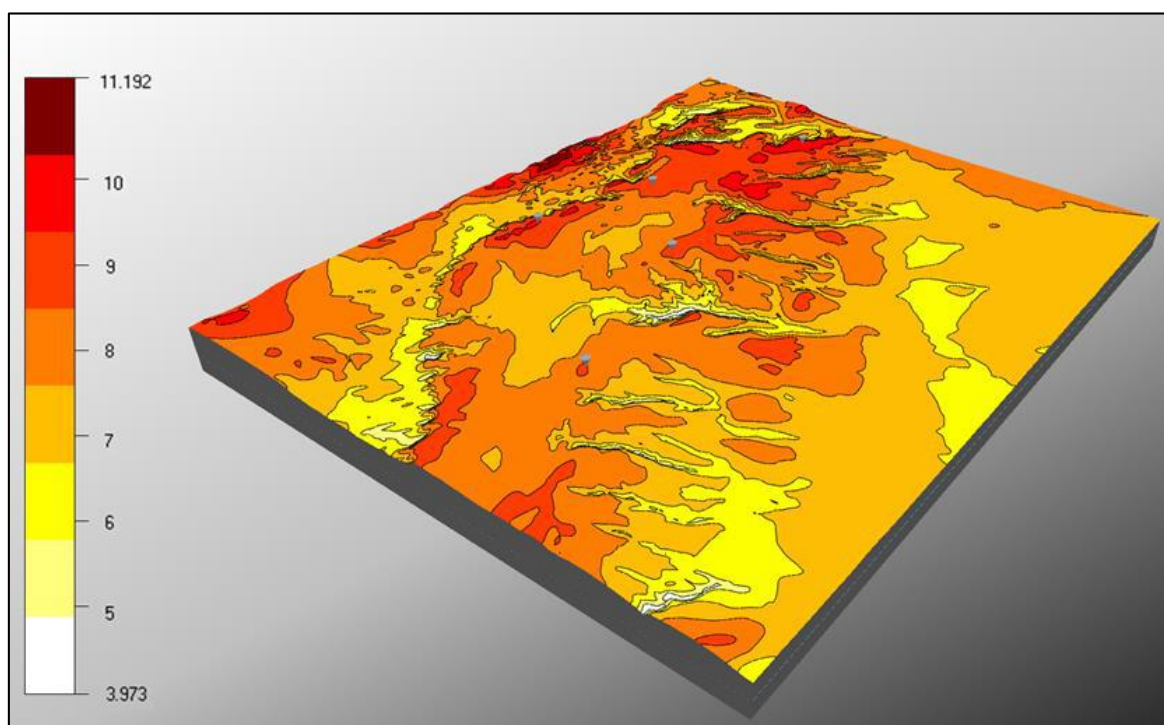


Figura 27 - Mapa do parâmetro 'A' da Weibull @ 100 m

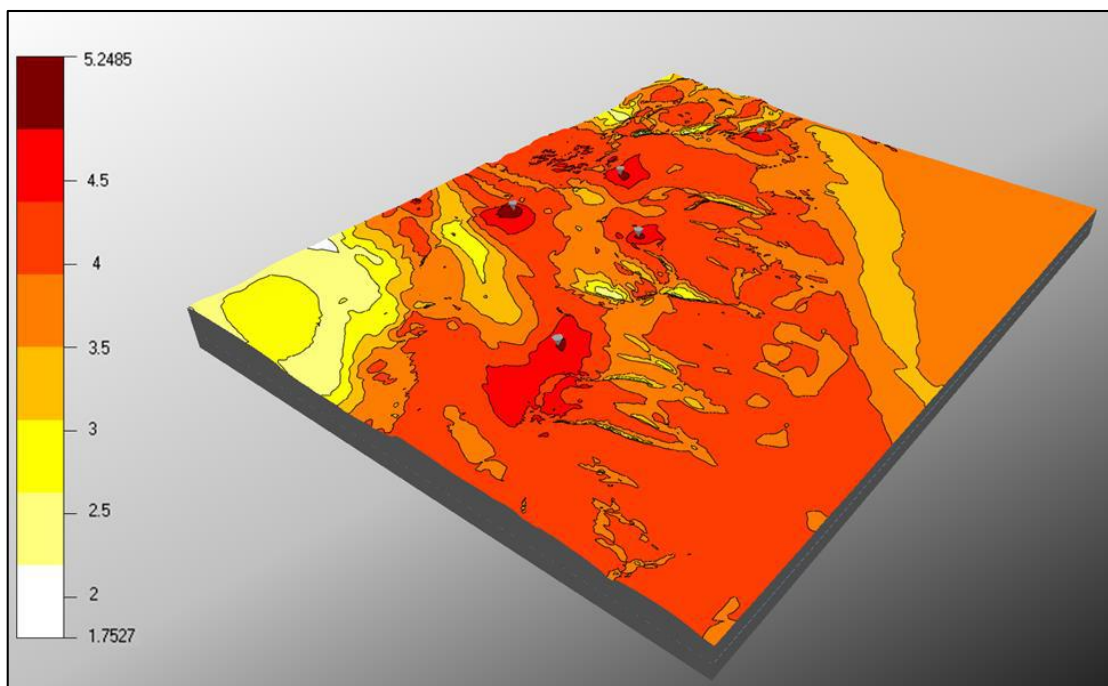


Figura 28 - Mapa do parâmetro 'K' da Weibull @ 100 m

O segundo conjunto de resultados será referente às simulações que não levaram em conta os efeitos do empuxo térmico e, por conseguinte, não consideraram a influência da estabilidade atmosférica. De forma análoga ao que foi ilustrado anteriormente, serão apresentados: a análise de convergência do setor predominante; e os mapas de média de velocidade horizontal, densidade de potência e parâmetros 'A' e 'K' da distribuição de Weibull.

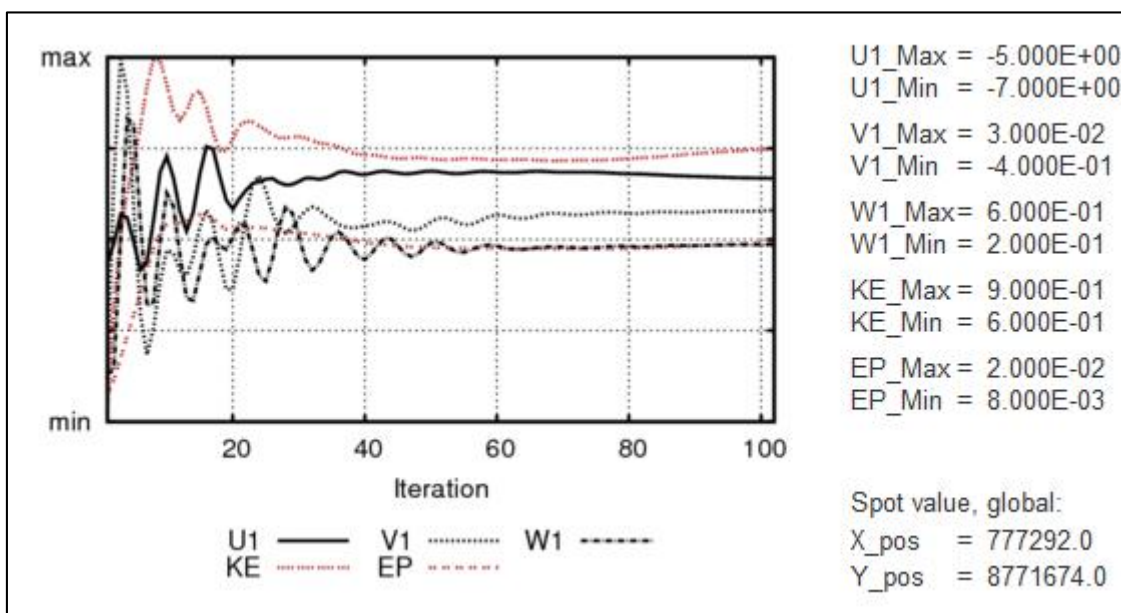


Figura 29 - Convergência da simulação que não considera efeitos térmicos (Setor 90°)

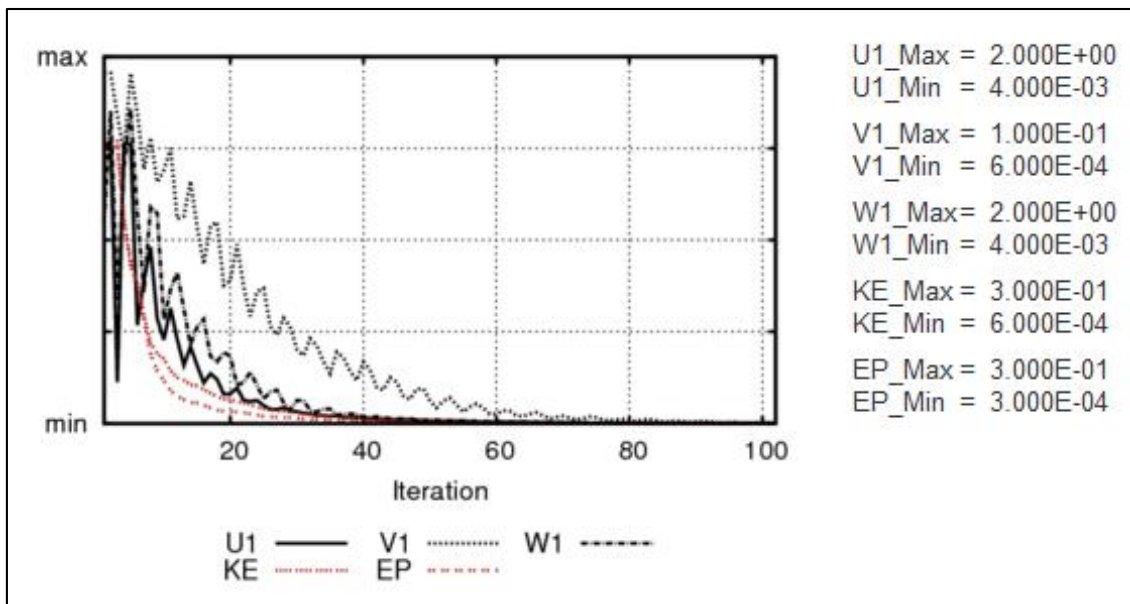


Figura 30 - Resíduos da simulação que não considera efeitos térmicos (Setor 90°)

Após a análise da convergência e dos resíduos do ciclo de simulações que não contabilizaram o efeito térmico, fica evidente que esse tipo de análise possui uma convergência mais fácil que o ciclo anterior, que levava em conta a estabilidade atmosférica. A Figura 31 serve apenas para facilitar a visualização da constatação anterior – na Figura 31 a convergência do primeiro ciclo está representada a direita ao passo que a convergência do ciclo de simulações desacoplados do efeito térmico está representada a esquerda.

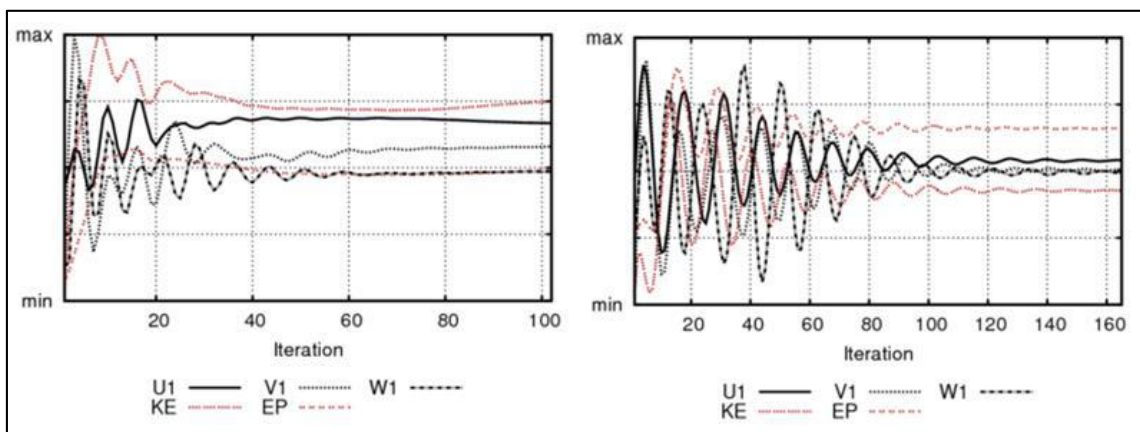


Figura 31 - Comparação das análises de convergência

Figuras 32 a 35 ilustram as informações contidas no WRG obtido no estudo desacoplado dos efeitos térmicos: o campo da média de velocidade horizontal [m/s]; o

campo de densidade de potência [W/m^2]; e mapas dos fatores 'K' e 'A' da distribuição de Weibull.

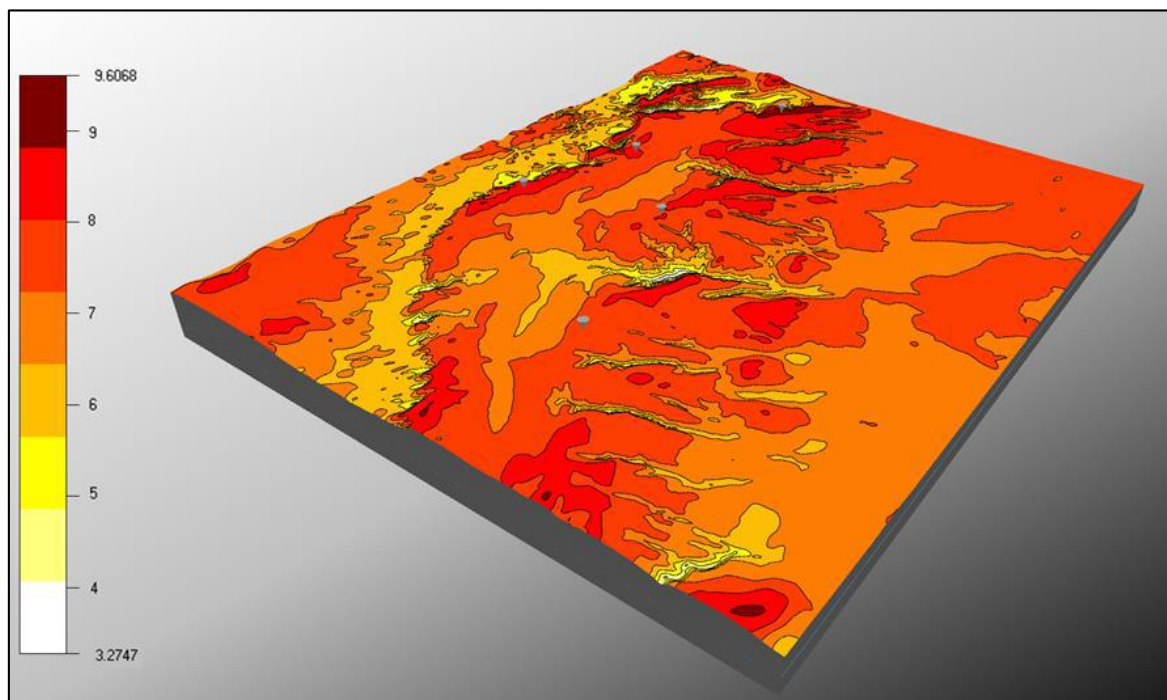


Figura 32 - Mapa das médias de velocidade horizontal @ 100 m

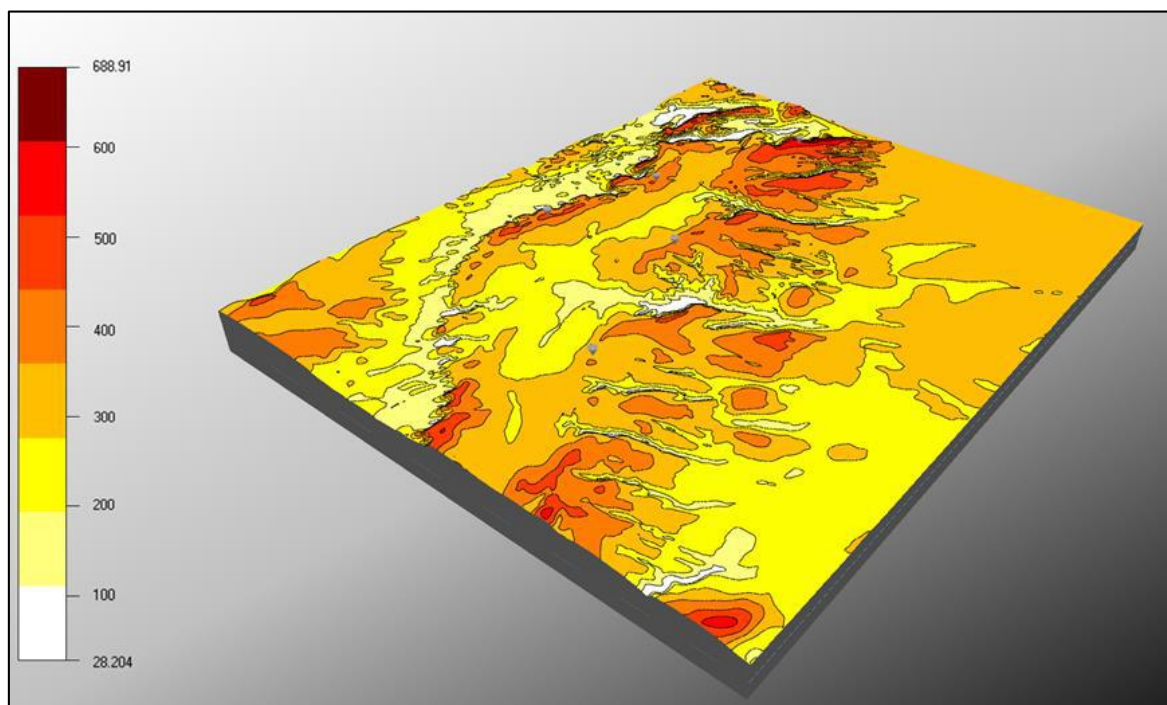


Figura 33 - Mapa de densidade de potência @ 100 m

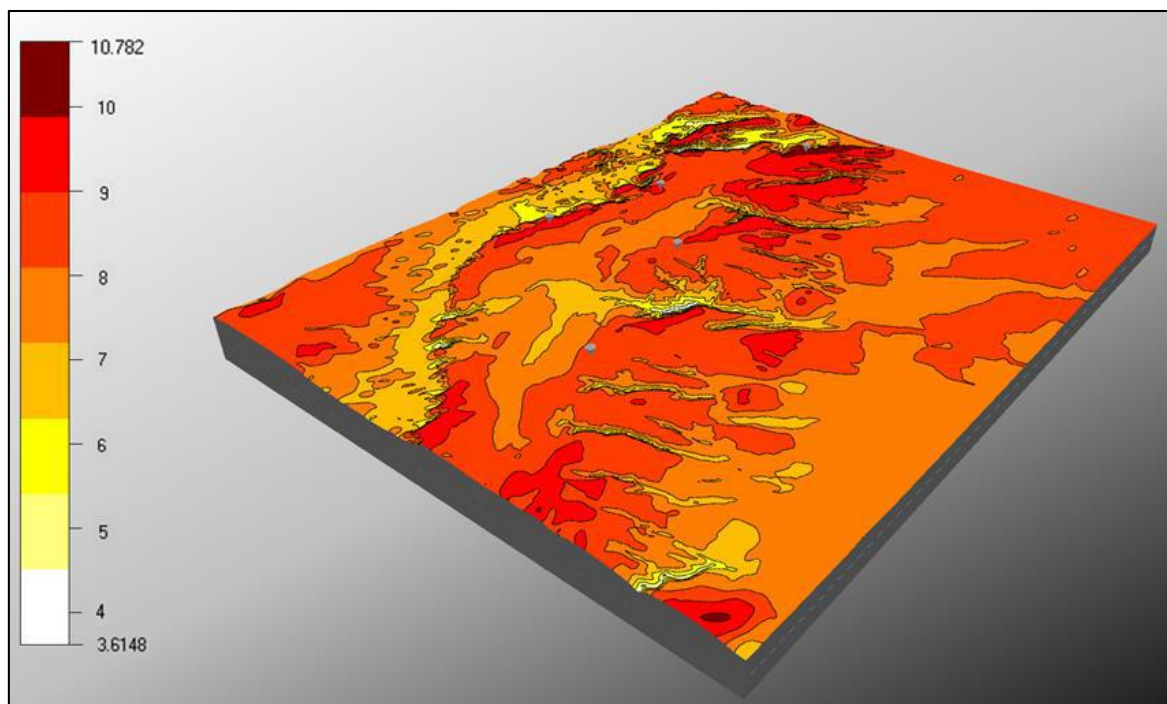


Figura 34 - Mapa do parâmetro 'A' da Weibull @ 100 m

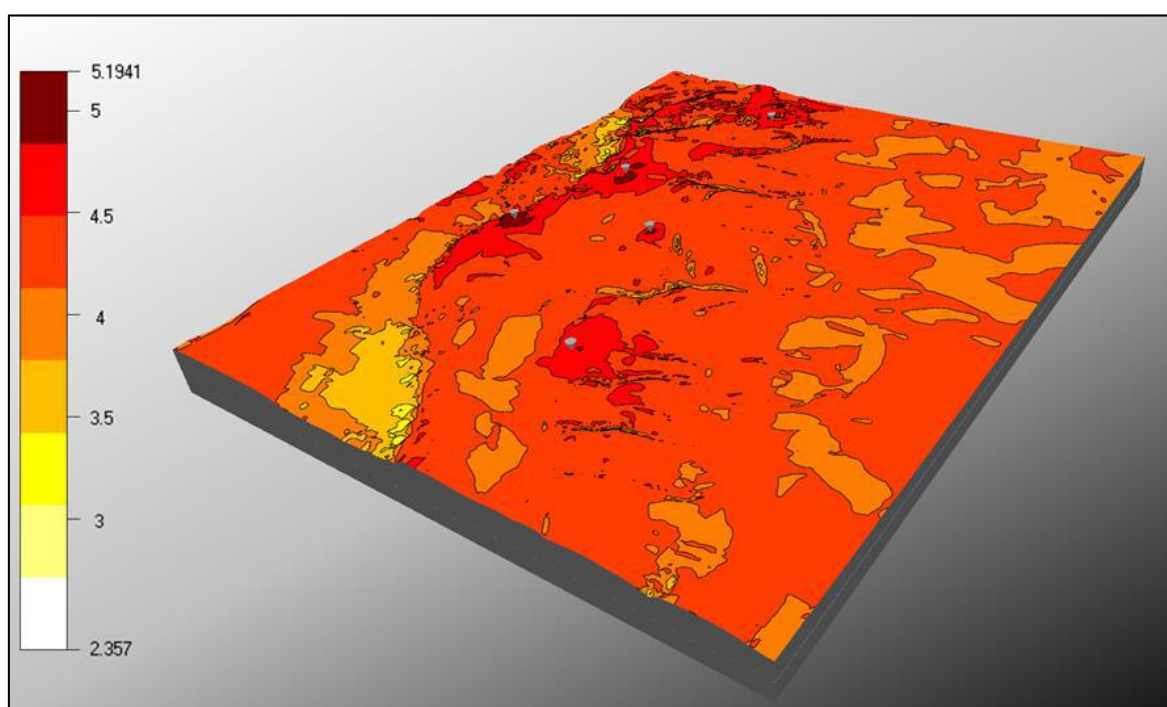


Figura 35 - Mapa do parâmetro 'K' da Weibull @ 100 m

Por fim, a última análise que vai ser apresentada no Capítulo IV é referente ao estudo de pós-processamento dos resultados até então apresentados. Após a obtenção

dos dois WRGs, foi realizada uma álgebra de mapas em um ambiente GIS (*Geographic Information System*) para gerar um mapa de diferenças dos dois campos de média de velocidade (Figuras 25 e 32). A Figura 36 mostra a visualização do mapa de diferenças gerado no ambiente GIS – o campo de velocidades tido como referência nessa análise foi o representado pela Figura 25 e, por conseguinte, valores negativos indicam situações onde o vento calculado sem a contabilização do efeito térmico superou a magnitude do vento simulado com tal contabilização.

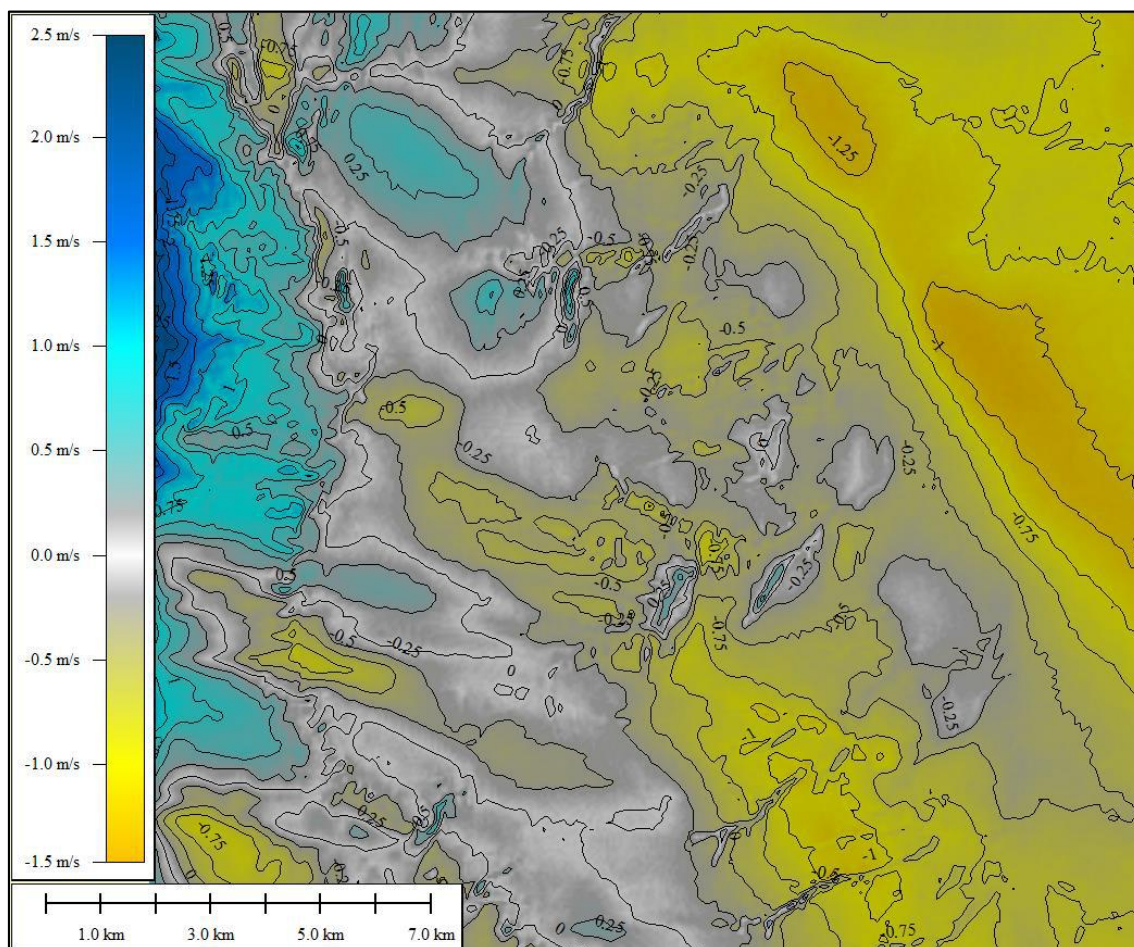


Figura 36 – Mapa de diferenças dos campos de média de velocidade horizontal

Em suma, fica evidente – pela análise do mapa de diferenças – que incluir os efeitos provenientes do empuxo térmico no cálculo do escoamento propiciou a captura de alguns fenômenos antes não captados, como regiões onde o vento sofre alguma aceleração. O resultado do ciclo de simulações que levou em conta o efeito da estabilidade atmosférica apresentou gradientes mais acentuados – esse efeito foi mais intenso em regiões de intensos aclives e declives do terreno, mas também foi percebido em regiões alvo de projetos eólicos como o grande planalto situado entre tais formações.

CAPÍTULO V – IDENTIFICAÇÃO CINEMÁTICA DE VÓRTICES

O presente capítulo irá apresentar uma breve introdução a uma temática que ainda representa um problema em aberto na literatura de reologia⁸: a definição matemática formal de um vórtice. Essa entidade, o vórtice, será definida a luz de um trabalho atual e inovador do professor Roney Thompson (2016) que atualiza o conceito estabelecido por Haller (2005) e, mediante estudos mais aprofundados e validações, pode representar uma tentativa de dar um fechamento a tal questão em aberto.

Além da apresentação de um novo olhar sobre a definição do vórtice – assunto que é muito pertinente para o estudo de escoamentos complexos –, o Capítulo V irá descrever a metodologia do estudo que foi realizado para identificar os vórtices no escoamento atmosférico e, por conseguinte, também explicitar o acoplamento desta última análise com todo o trabalho desenvolvido anteriormente – a estimativa dos parâmetros que representam a estabilidade atmosférica e a posterior simulação do escoamento acoplado com a equação de temperatura.

V. 1 – Revisão Teórica

Serão abordadas nessa seção as definições de alguns critérios clássicos de classificação cinemática de vórtices – os critérios Q e Delta –, a importância da invariância do observador para a formulação de um critério mais geral e, por último, a definição estabelecida por Roney Thompson – serão apresentadas, nas seções subsequentes do presente capítulo, aplicações desse novo critério em casos clássicos da mecânica dos fluidos com a finalidade de testar e validar essa nova metodologia.

Outro ponto que deve ser ressaltado – antes de adentrar nas diferentes formulações que serão exibidas – é que cada critério apresentará uma definição distinta para a definição de um vórtice e, portanto, fica explícito o caráter aberto do problema que está em discussão.

⁸ Reologia é o estudo do comportamento deformacional e do fluxo de matéria submetido a tensões, sob determinadas condições termodinâmicas ao longo de um intervalo de tempo. Inclui propriedades como: elasticidades, viscosidade e plasticidade.

V. 1.1 – Critério Q

O primeiro critério que deve ser apresentado – por uma questão de importância histórica – é o critério proposto por Hunt (1988), o critério Q.

Hunt et. al. [14] descrevem vórtices como regiões onde o segundo invariante do tensor gradiente de velocidades (Q) é positivo. Para o caso do escoamento incompressível, o critério Q se reduz a:

$$Q = \frac{1}{2}(\nabla U - \text{tr}(\nabla U)^2) = \frac{1}{2} \left[\|\underline{\underline{W}}\|^2 - \|\underline{\underline{D}}\|^2 \right] > 0 \quad (5.1)$$

onde: ∇U é o tensor gradiente de velocidades; $\underline{\underline{W}}$ é a parte antissimétrica do tensor gradiente de velocidades, também conhecido como tensor vorticidade; e $\underline{\underline{D}}$ é a parte simétrica do tensor gradiente de velocidades, também conhecido como tensor taxa de deformação.

Por outro lado, a formulação mais completa do critério Q também inclui também uma restrição dinâmica: a exigência de mínima pressão local – essa extensão do critério é usualmente desconsiderada nas análises de estruturas vorticais e, mais adiante no capítulo, a restrição da pressão mínima será desconsiderada nos estudos de validação da metodologia.

V. 1.2 – Critério Delta

O critério Delta é, certamente, o segundo critério mais utilizado em trabalhos – específicos de reologia ou de outros campos da ciência – que se prestam a realizar algum tipo de identificação de vórtices em escoamentos.

Tal critério foi proposto por Chong (1990) et. al. [15] e condiciona a presença de vórtices ao fato do tensor gradiente de velocidades apresentar autovalores complexos. Seja $U = (U_1; U_2; U_3)$ um campo de velocidades no R^3 . Os autovalores $\lambda^{\nabla v}$ do gradiente de velocidades devem satisfazer o polinômio característico.

$$\lambda_{\nabla V}^3 + P\lambda_{\nabla V}^2 + Q\lambda_{\nabla V} + R = 0 \quad (5.2)$$

onde: P, Q e R são conhecidos como os invariantes do tensor gradiente de velocidades e obedecem as seguintes relações:

$$P = -\nabla \cdot U = -\frac{\partial U_i}{\partial x_j} \quad (5.3)$$

$$Q = \frac{1}{2}(\nabla U - \text{tr}(\nabla U))^2 = \frac{1}{2} \left(\left(\frac{\partial U_i}{\partial x_j} \right)^2 - \frac{\partial U_i}{\partial x_j} \frac{\partial U_j}{\partial x_i} \right) \quad (5.4)$$

$$R = -\det \left(\frac{\partial U_i}{\partial x_j} \right) \quad (5.5)$$

A formulação mais frequente do critério Delta é expressa para a condição de escoamento incompressível e é expressa pela relação abaixo:

$$\Delta = \left(\frac{1}{2}R \right)^2 + \left(\frac{1}{3}Q \right)^3 > 0 \quad (5.6)$$

Por fim, é possível notar uma forte relação entre os critérios Q e Delta. Apesar de partirem de paradigmas distintos, é fácil provar que sempre que o critério Q for satisfeito o critério Delta também será, uma vez que para qualquer Q positivo obtêm-se um Δ positivo. Portanto, o critério Delta – apesar de mais abrangente – é fortemente relacionado com o critério Q.

Existem algumas outras tentativas de definição de vórtice na literatura de reologia – como o vórtice de Burgers, o critério de Haller e etc. Entretanto, os critérios apresentados acima – os critérios Q e Delta – representam a maioria absoluta da utilização de identificadores de vórtices nas áreas da ciência – aerodinâmica, indústria química, estudo de fluidos não newtonianos e etc. – que se prestam a estudar escoamentos complexos e não atuam especificamente com cinemática de vórtice e, portanto, serão os únicos critérios tratados no estudo da arte dessa temática.

A próxima subseção irá tratar da nova ótica que define o que seria de fato um vórtice de maneira objetiva – as questões referentes à objetividade de um tensor também serão tratadas a seguir.

V. 1.3 – Critério Proposto por Thompson

A subseção que segue irá apresentar o critério adotado para o estudo de pós-processamento do escoamento atmosférico – motivo principal de incluir uma análise de identificação cinemática de vórtices na dissertação – e, posteriormente, confrontá-lo com os critérios clássicos, explicitando as suas vantagens e, por conseguinte, advogando em favor da sua aceitação como a definição do conceito de vórtice.

V. 1.3.1 – Conceito de Invariância de um Observador e Objetividade

Um dos principais axiomas da mecânica do contínuo prega que toda propriedade passível de ser avaliada pelas equações que regem essa extensão do conhecimento deve ser invariante a mudanças de observador [16]. Por exemplo, a magnitude das forças atuantes em um filamento material deve ser obtida igualmente por dois observadores, seja um deles inercial e outro em movimento acelerado em relação ao primeiro. Esse conceito, também é conhecido como objetividade. Matematicamente, a objetividade – ou invariância euclidiana – é conferida ao conjunto de propriedades que são invariantes a transformações nos referenciais que seguem a seguinte relação:

$$\underline{\underline{\chi}}^* = \underline{\underline{Q}}(t)\underline{\underline{\chi}} + \underline{c}(t) \quad (5.7)$$

onde: $\underline{\underline{Q}}(t)$ é um tensor ortogonal em função do tempo; $\underline{c}(t)$ é um vetor em função do tempo; $\underline{\underline{\chi}}$ é a posição descrita pelo observador de referência; e $\underline{\underline{\chi}}^*$ é a posição descrita por um observador que sofre a forma mais geral de transformação rígida em relação ao observador de referência ($\underline{\underline{\chi}}$).

A forma como se matematiza a invariância euclidiana de um tensor de segunda ordem ($\underline{\underline{T}}$) – se mostra invariante á transformação rígida no sistema de coordenadas proposta pela equação 5.7 – se dá pela formulação que segue:

$$\underline{\underline{T}}^* = \underline{\underline{Q}}\underline{\underline{T}}\underline{\underline{Q}}^T \quad (5.8)$$

onde: $\underline{\underline{T}}^*$ é a descrição do tensor de segunda ordem ($\underline{\underline{T}}$) para um observador que sofreu transformação rígida no sistema de coordenadas em relação ao observador de referência.

Nesse ínterim, um procedimento típico para verificar a objetividade de um tensor de segunda ordem é provocar uma transformação rígida no sistema de coordenadas – da forma apresentada – e conferir se a equação 5.8 é satisfeita.

Para as análises que serão realizadas mais adiante no presente capítulo, será interessante definir a objetividade ou não objetividade de alguns tensores e operadores tensoriais específicos. Dentre tais tensores estão a vorticidade ($\underline{\underline{W}}$), o tensor taxa de deformação ($\underline{\underline{D}}$), o tensor gradiente de velocidades (∇U) – tensores que foram utilizados nos modelos dos critérios anteriormente apresentados.

Considerando o tensor gradiente de velocidades, é fácil mostrar que:

$$\nabla U^* = \underline{\underline{Q}} \nabla U \underline{\underline{Q}}^T + \underline{\underline{\dot{Q}}} \underline{\underline{Q}}^T \quad (5.9)$$

onde: ∇U^* é a descrição do tensor gradiente de velocidades (∇U) para um observador que sofreu transformação rígida no sistema de coordenadas em relação ao observador de referência; e $\underline{\underline{\dot{Q}}}$ é a derivada material do tensor ortogonal ($\underline{\underline{Q}}$).

Portanto, observa-se que este tensor é tido como não objetivo, isto é, essa entidade pode apresentar respostas diferentes para diferentes observadores e a parcelada equação 5.9 responsável por esta variância é, justamente, a parcela $\underline{\underline{\dot{Q}}} \underline{\underline{Q}}^T$.

Por fim, separando o gradiente de velocidades em partes simétrica e antissimétrica – os já citados tensores $\underline{\underline{D}}$ e $\underline{\underline{W}}$ – é possível demonstrar que a não objetividade do ∇U é devido única e exclusivamente ao tensor vorticidade $\underline{\underline{W}}$.

$$\nabla U^* = \underline{\underline{Q}} \underline{\underline{D}} \underline{\underline{Q}}^T + \underline{\underline{Q}} \underline{\underline{W}} \underline{\underline{Q}}^T + \underline{\underline{\dot{Q}}} \underline{\underline{Q}}^T \quad (5.10)$$

$$\underline{\underline{D}}^* = \underline{\underline{Q}} \underline{\underline{D}} \underline{\underline{Q}}^T \quad (5.11)$$

$$\underline{\underline{W}}^* = \underline{\underline{Q}} \underline{\underline{W}} \underline{\underline{Q}}^T + \underline{\underline{\dot{Q}}} \underline{\underline{Q}}^T \quad (5.12)$$

onde: $\underline{\underline{D}}^*$ é a descrição do tensor taxa de deformação ($\underline{\underline{D}}$) para um observador que sofreu transformação rígida no sistema de coordenadas em relação ao observador de

referência; e $\underline{\underline{W}}^*$ é a descrição do tensor vorticidade ($\underline{\underline{W}}$) para um observador que sofreu transformação rígida no sistema de coordenadas em relação ao observador de referência.

Em suma, fica demonstrado que os critérios de identificação de vórtices apresentados anteriormente – os critérios Q e Delta – são dependentes de entidades não objetivas – como o tensor vorticidade – e, por esta razão, são classificadores que entregam respostas diferentes para diferentes observadores.

V. 1.3.2 – Modelo do Critério

Em oposição a grande parte dos classificadores vorticais encontrados na literatura de reologia, o critério proposto por Thompson é objetivo. Portanto, tal identificador cinemático de vórtices escapa de uma pergunta – que ainda não possui uma resposta satisfatória na literatura – que é imposta aos demais modelos não objetivos: Qual seria uma escolha justificável de um observador privilegiado para a classificação dos vórtices em um escoamento?

O axioma principal que sustenta tal critério e define formalmente o conceito de vórtice foi bastante influenciado pelo trabalho desenvolvido por Haller (2005), no qual se entende que a definição de vórtice seria expressa como o conjunto de trajetórias que permanecem dentro do domínio elíptico. Nesse sentido, a principal contribuição dada foi a nova definição do domínio elíptico e a forma como o autor matematizou esse conceito – diferente do critério de Haller, tal critério é mais fácil de ser implementado.

Em suma, o novo conceito de domínio elíptico é definido como o local onde a derivada convectada covariante do tensor taxa de deformação ($\underline{\underline{M}}$) não corrobora à tendência direcional ditada pelo tensor taxa de deformação ($\underline{\underline{D}}$). A diferença marcante em relação ao critério proposto por Haller está no fato do novo conceito amarrar o fato da tendência ditada por $\underline{\underline{D}}$ ser direcional – traçando um paralelo vetorial para essa descrição tensorial seria o mesmo que exigir que o vetor aceleração de uma partícula necessitasse de uma parcela ortogonal ao vetor velocidade para que a trajetória sofra a mudança desejada para um vórtice (Figura 37).


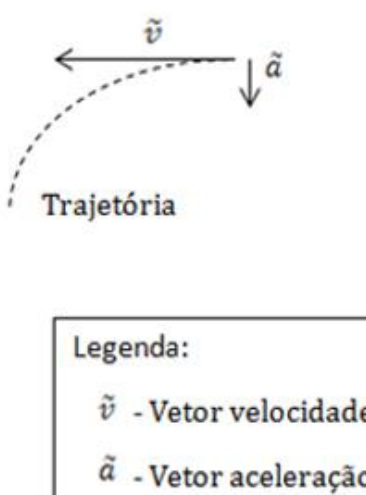
Situação que \tilde{a} não corrobora à tendência ditada por \tilde{v} :	Situação que \tilde{a} não corrobora direccionalmente à tendência ditada por \tilde{v} :
 <p>Diagrama de uma trajetória retilínea (Trajetória) com um vetor velocidade \tilde{v} apontando para baixo e um vetor aceleração \tilde{a} apontando para cima.</p>	 <p>Diagrama de uma trajetória curva (Trajetória) com um vetor velocidade \tilde{v} apontando para a esquerda e um vetor aceleração \tilde{a} apontando para baixo.</p> <p>Legenda: \tilde{v} - Vetor velocidade \tilde{a} - Vetor aceleração</p>

Figura 37 – Analogia vetorial para a descrição tensorial do domínio elíptico

O operador tensorial denominado derivada convectada covariante $(()^\Delta)$ é corrente na literatura de mecânica do contínuo [16]. A formulação do tensor $\underline{\underline{M}}$ – derivada convectada covariante do tensor $\underline{\underline{D}}$ – é expressa pela seguinte equação:

$$\underline{\underline{M}} = \underline{\underline{D}}^\Delta = \underline{\underline{\dot{D}}} + \underline{\underline{D}}(\underline{\underline{D}} + \underline{\underline{W}}) + (\underline{\underline{D}} - \underline{\underline{W}})\underline{\underline{D}} \quad (5.13)$$

É fácil demonstrar a objetividade de $\underline{\underline{M}}$ – além do fato do próprio operador $(()^\Delta)$ levar tensores objetivos em tensores objetivos:

$$\underline{\underline{D}}^{\Delta*} = \underline{\underline{Q}} [\underline{\underline{\dot{D}}} + \underline{\underline{D}}(\underline{\underline{D}} + \underline{\underline{W}}) + (\underline{\underline{D}} - \underline{\underline{W}})\underline{\underline{D}}] \underline{\underline{Q}}^T = \underline{\underline{Q}}(\underline{\underline{D}}^\Delta)\underline{\underline{Q}}^T \quad (5.14)$$

onde: $\underline{\underline{D}}^{\Delta*}$ é a descrição do tensor $\underline{\underline{M}}$ para um observador que sofreu transformação rígida no sistema de coordenadas em relação ao observador de referência

Desse modo, fica demonstrada a objetividade do classificador proposto por Thompson, uma vez que tal identificador cinemático de vórtices depende única e exclusivamente de tensores objetivos – $\underline{\underline{D}}$ e $\underline{\underline{M}}$.

Por fim, está o tratamento matemático desse novo conceito. Para viabilizar uma implementação facilitada e, por conseguinte, mais útil para outras áreas do saber que investigam escoamentos complexos apesar de não atuarem apenas no estudo de vórtices, utilizou-se um ferramental matemático pouco usual: a decomposição tensorial do tipo ortogonal-coaxial. Nessa ótica, realiza-se a decomposição do tensor $\underline{\underline{M}}$ em partes coaxial e ortogonal em relação à $\underline{\underline{D}}$, um tensor simétrico.

$$\underline{\underline{M}} = \phi_{\underline{\underline{M}}}^D + \tilde{\phi}_{\underline{\underline{M}}}^D \quad (5.15)$$

onde: $\phi_{\underline{\underline{M}}}^D$ é a parte do tensor $\underline{\underline{M}}$ coaxial (em fase) em relação à $\underline{\underline{D}}$; e $\tilde{\phi}_{\underline{\underline{M}}}^D$ é parte do tensor $\underline{\underline{M}}$ ortogonal (fora de fase) em relação à $\underline{\underline{D}}$.

Nesse ínterim, reescreve-se o tensor $\underline{\underline{M}}$ de modo a explicitar as partes em fase – preserva os mesmos autovetores que o tensor referência – e fora de fase – possui ortogonalidade verificada em relação ao tensor referência. A forma como se reescreve o $\underline{\underline{M}}$ de maneira útil para a aplicação do método é dependente do tensor vorticidade efetiva ($\underline{\underline{W}}$), entidade criada por Astarita⁹ em seus trabalhos [17].

$$\underline{\underline{M}} = \underline{\underline{D}}' + 2 \underline{\underline{D}}^2 + \underline{\underline{D}}\underline{\underline{W}} - \underline{\underline{W}}\underline{\underline{D}} \quad (5.16)$$

onde: $\underline{\underline{D}}'$ é a derivada espacial do tensor $\underline{\underline{D}}$.

É fácil verificar que as entidades “ $\underline{\underline{D}}' + 2 \underline{\underline{D}}^2$ ” (i) e “ $\underline{\underline{D}}\underline{\underline{W}} - \underline{\underline{W}}\underline{\underline{D}}$ ” (ii) representam partes ortogonal-coaxial do tensor $\underline{\underline{M}}$, quando referenciado em relação à $\underline{\underline{D}}$. Ambas parcelas (i & ii) são ortogonais entre si, a primeira parcela (i) preserva os auto vetores de $\underline{\underline{D}}$ e a segunda (ii) é ortogonal à $\underline{\underline{D}}$.

$$\tilde{\phi}_{\underline{\underline{M}}}^D = \underline{\underline{D}}\underline{\underline{W}} - \underline{\underline{W}}\underline{\underline{D}} \quad (5.17)$$

⁹ Giovanni Astarita (1933 - 1997) foi professor de engenharia química das universidades de Nápoles e Delaware. Ao longo de sua atuação científica contribuiu de forma significativa para o estudo de escoamentos não newtonianos.

$$\phi_{\underline{\underline{M}}}^D = \underline{\underline{D}}' + 2 \underline{\underline{D}}^2 \quad (5.18)$$

Para a tarefa de classificar vórtices no escoamento, mediante esta nova ótica, é definido um número normalizado dependente dos tensores $\phi_{\underline{\underline{M}}}^D$ e $\underline{\underline{M}}$ de modo que o conceito de corroborar direcionalmente à tendência ditada por $\underline{\underline{D}}$ é expressa por um número que varia entre 0 e 1. Tal classificador ($\phi_{\underline{\underline{M}}}^D$) é expresso pela equação que segue:

$$\phi_{\underline{\underline{M}}}^D = 1 - \frac{2}{\pi} \cos^{-1} \left(\frac{\|\phi_{\underline{\underline{M}}}^D\|}{\|\underline{\underline{M}}\|} \right) \quad (5.19)$$

Para a identificação do domínio elíptico e, por conseguinte, da presença e intensidade de vórtices, utiliza-se a seguinte tabela:

Tabela 5 – Tabela de Classificação (Critério de Thompson)

$\phi_{\underline{\underline{M}}}^D > 0,5$	Região hiperbólica (volume)
$\phi_{\underline{\underline{M}}}^D = 0,5$	Região parabólica (superfície)
$\phi_{\underline{\underline{M}}}^D < 0,5$	Região elíptica (volume)

Onde só é admitida a presença de vórtices na região elíptica e que a intensidade da atividade vortical é maior quão mais próximo de zero seja o valor do classificador $\phi_{\underline{\underline{M}}}^D$ – outro ponto marcante dessa ótica que está sendo jogada sobre o vórtice reside na possibilidade de enxergar a intensidade do vórtice e não, meramente, sua existência.

Em suma, o critério apresentado é objetivo, está sustentado em um conceito sólido que define o que seria um vórtice numa ótica cinemática e possui uma aplicação facilitada e pertinente para as mais diversas áreas da ciência que podem tirar proveito de análises mais aprofundadas de um escoamento complexo – dentre elas se encontra o estudo do escoamento atmosférico para a apuração da qualidade do vento de uma região de interesse para desenvolvimento de um projeto eólico.

V. 2 – Metodologia do Estudo de Identificação de Vórtices

Para o estudo de identificação de vórtices foi desenvolvido um algoritmo de solução numérica via diferenças finitas, implementado na linguagem MatLab®.

Primeiro, foram definidas as entradas necessárias para o modelo: um arquivo no formato .dat contendo uma malha com as componentes do campo de velocidades do escoamento – o algoritmo suporta tanto uma entrada de um campo tridimensional (v_x, v_y, v_z) quanto bidimensional (v_x, v_y) – e a informação da resolução dessa malha – até o momento há a exigência de que a malha seja estruturada e regular, isto é, contendo um valor único para Δx_i . É importante ressaltar que a restrição da malha ter que ser regular não trás prejuízos para o estudo que se pretende fazer com o *Wind Resource Grid* (WRG) e, portanto, sua adequação para uma entrada de malha mais geral possa ser pertinente para trabalhos futuros que lidem com descrições irregulares e/ ou não estruturadas do escoamento.

Definidas as entradas do modelo, utilizou-se a técnica de diferenças finitas para calcular o tensor gradiente de velocidades para cada ponto da malha. Não foi preciso realizar um tratamento específico para as fronteiras do domínio, uma vez que os pontos nas bordas da malha do campo de velocidades foram excluídos das análises do gradiente – esse corte na matriz das velocidades se justifica pelo elevado grau de incerteza associada às bordas do domínio e a diminuta contribuição que trariam para a análise dos vórtices do escoamento. Desse modo, o tensor gradiente de velocidades pode ser calculado ponto a ponto utilizando a seguinte formulação – para o caso bidimensional:

$$\frac{\partial U_i}{\partial x_i}(X, Y) = \frac{U_i(X+1, Y) - U_i(X-1, Y)}{2\Delta x_i} + O(\Delta x_i^2) \quad (5.20)$$

$$\frac{\partial U_i}{\partial x_j}(X, Y) = \frac{U_i(X, Y+1) - U_i(X, Y-1)}{2\Delta x_j} + O(\Delta x_j^2) \quad (5.21)$$

onde: o par ordenado (X,Y) representa uma coordenada específica na malha do campo de velocidades – de modo que o tensor gradiente está sendo calculado para cada ponto da malha e as dependências de um ponto (X,Y) estão nas suas quatro vizinhanças ((X+1,Y), (X-1,Y), (X,Y+1), (X,Y-1)).

Após a obtenção do tensor ∇U para todos os pontos da malha é fácil extrair também os tensores $\underline{\underline{D}}$ e $\underline{\underline{W}}$ para todo o domínio – excluindo os pontos na fronteira.

O próximo procedimento do algoritmo é o cálculo da derivada material do tensor $\underline{\underline{D}}$ – essa etapa é o último passo necessário para o cálculo do tensor $\underline{\underline{M}}$. O algoritmo para o cálculo de $\underline{\underline{\dot{D}}}$ é descrito da seguinte forma:

$$\underline{\underline{\dot{D}}} = \frac{\partial D_{pq}}{\partial t} \hat{e}_p \hat{e}_q + U_i \frac{\partial D_{pq}}{\partial x_i} \hat{e}_p \hat{e}_q \quad (5.22)$$

Por fim, recupera-se o tensor derivada covariante convectiva do tensor taxa de deformação ($\underline{\underline{M}}$) para cada ponto da malha e calcula-se a sua representação na base dos autovetores de $\underline{\underline{D}}$:

$$\underline{\underline{M}}^D = \underline{\underline{Q}}_D^T \underline{\underline{M}} \underline{\underline{Q}}_D \quad (5.23)$$

onde: $\underline{\underline{M}}^D$ é o tensor $\underline{\underline{M}}$ escrito na base dos autovetores do tensor $\underline{\underline{D}}$; e $\underline{\underline{Q}}_D$ é um tensor dos autovetores do tensor $\underline{\underline{D}}$.

A partir dessas entidades calculadas ao longo do algoritmo é possível recuperar o valor do classificador proposto por Thompson (ϕ_M^D) para cada ponto da malha e, dessa forma, identificar cinematicamente a presença e intensidade de vórtices no escoamento.

A subseção que segue aplica esta metodologia a dois casos clássicos da mecânica dos fluidos com a finalidade de testar e validar todo o processo descrito anteriormente. Tal estudo de validação é uma etapa importante para assegurar a qualidade do resultado que será obtido quando a metodologia for empregada para a situação de interesse da atual pesquisa: o estudo mais aprofundado do escoamento atmosférico.

É interessante notar que na validação também serão investigados os resultados com os classificadores Q e Delta para trazer uma análise mais rica para a qualidade do critério proposto por Thompson – a metodologia descrita nessa subseção também é capaz de calcular tais classificadores, uma vez que obtém $\underline{\underline{D}}$ e $\underline{\underline{W}}$ no início do processo.

V. 3 – Estudos de Validação do Método

Para a validação do algoritmo de identificação cinemática de vórtices, foram estudados dois casos clássicos na literatura de mecânica dos fluídos: o escoamento ao redor de um prisma de seção quadrada e o escoamento ao redor de um cilindro de seção circular.

O algoritmo de identificação de vórtices – que se deseja validar – necessita do campo de velocidades do escoamento como dado de entrada para o seu modelo. Dessa forma, recorreu-se ao trabalho desenvolvido por Vanessa Guedes em sua tese de doutorado [18] para extrair os campos de velocidade dos escoamentos que serão analisados, posteriormente, pelo identificador cinemático de vórtices.

Em termos gerais, o modelo utilizado para o cálculo dos campos de velocidade foi via simulação lagrangiana do escoamento discretizada pelo método dos painéis, onde a evolução temporal das partículas discretas que representam o campo de vorticidade do escoamento foi realizada por transporte difusivo e convectivo, respeitando as restrições de não deslizamento e não penetrabilidade [19]. A Figura 38 mostra a visualização da resposta – campo de velocidades e linhas de corrente – da simulação lagrangiana do escoamento ao redor do perfil de seção quadrada.

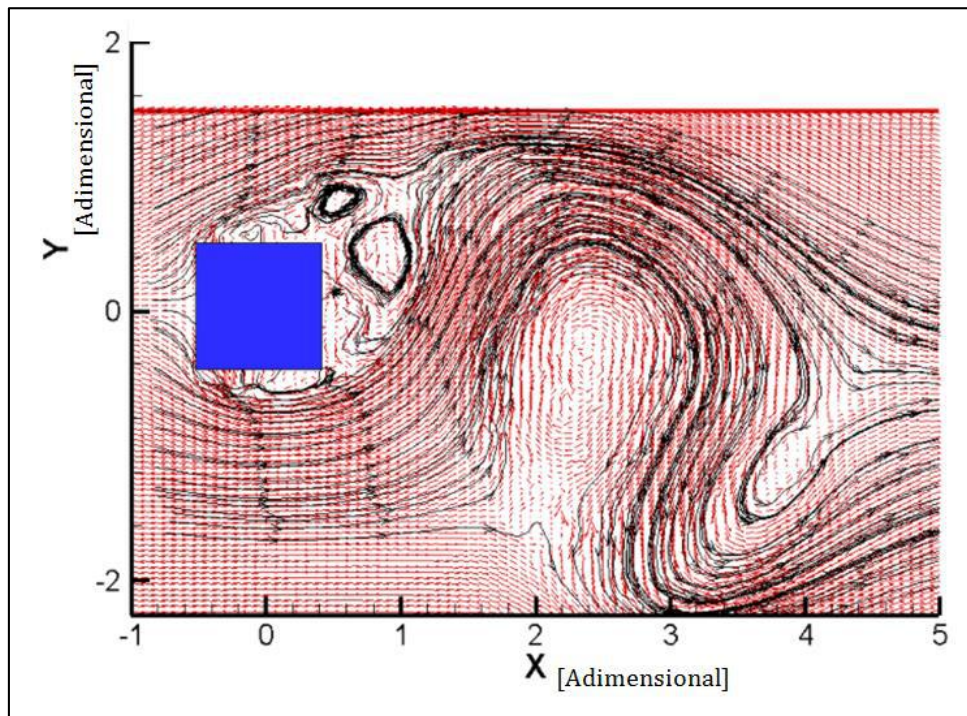


Figura 38 – Campo de velocidades e linhas de corrente do escoamento ao redor do prisma

Dessa forma, as respostas de campo de velocidades obtidas para os dois casos clássicos – seção quadrada e seção circular – foram armazenadas na forma de arquivos .dat e fornecidas ao algoritmo desenvolvido na linguagem MatLab®, onde foi possível realizar a identificação cinemática dos vórtices nos escoamentos. As Figuras 39 e 40 mostram a visualização dos resultados obtidos para o critério proposto por Thompson e, também, para os critérios Q e Delta, considerando a seção quadrada.

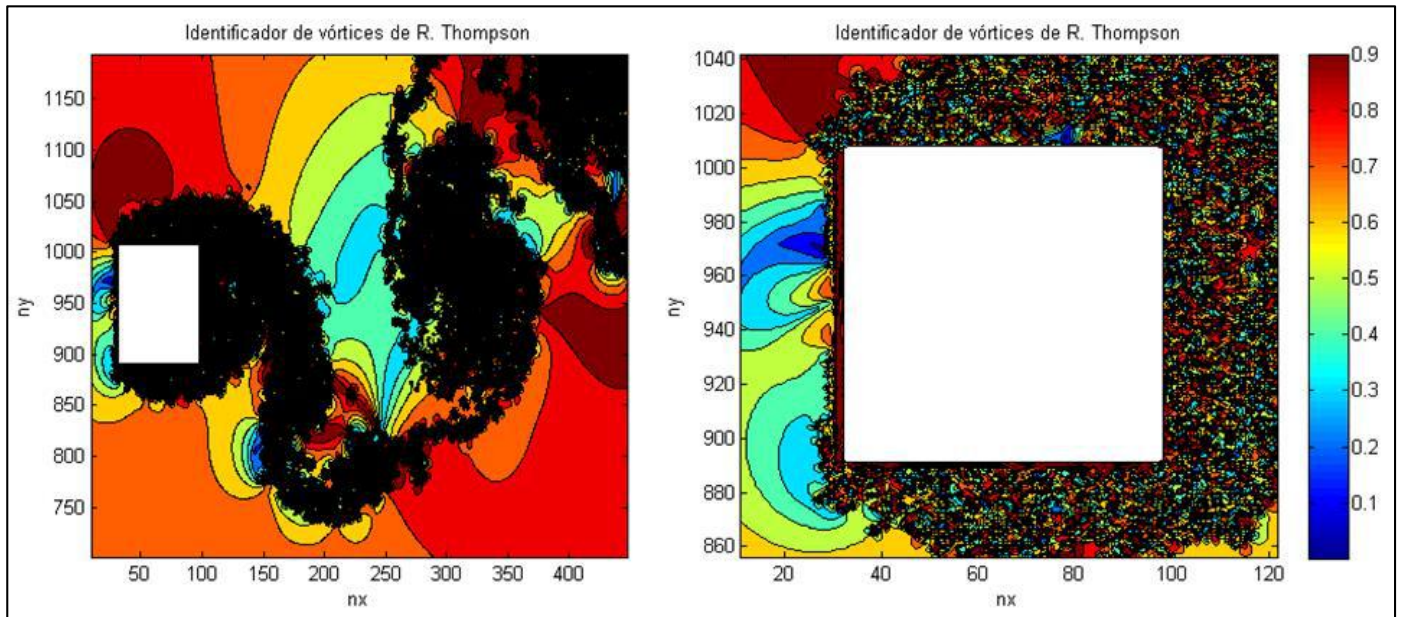


Figura 39 – Identificação de vórtices pelo critério de Roney Thompson (seção quadrada)

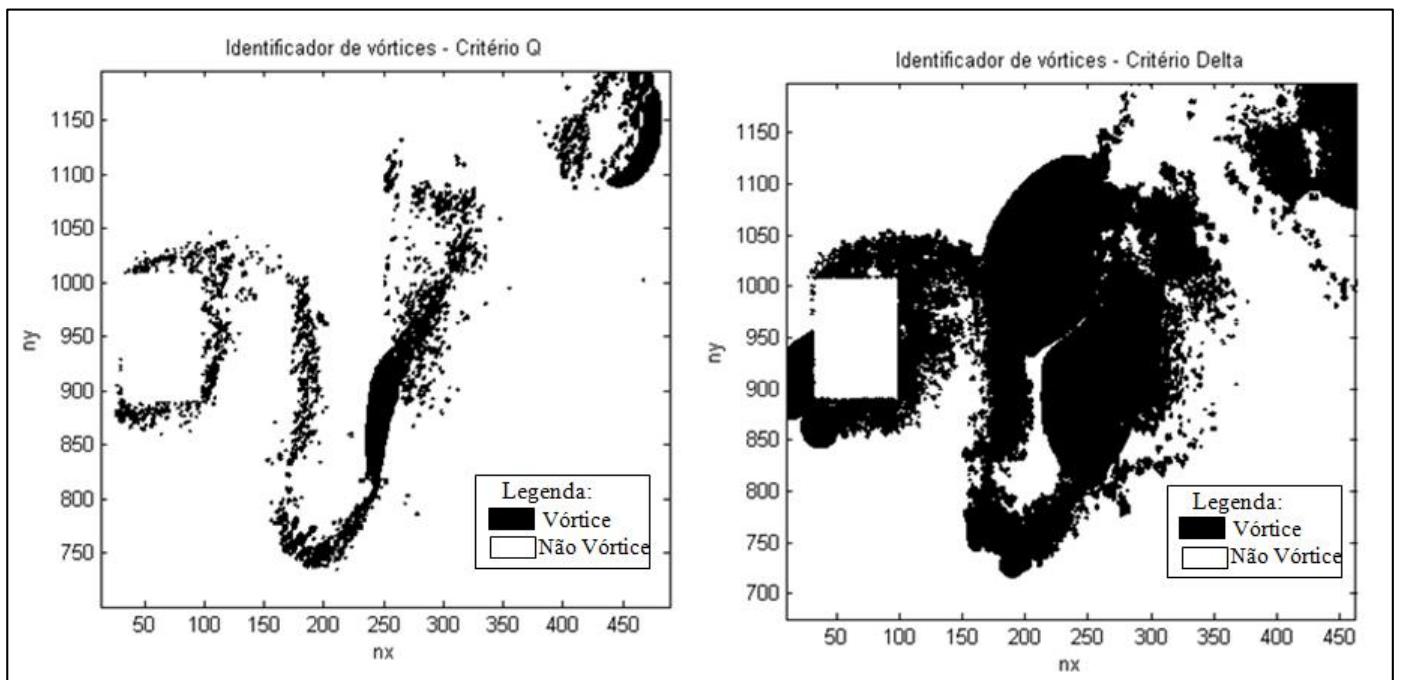


Figura 40 – Identificação de vórtices pelos critérios Q e Delta (seção quadrada)

Analogamente, o mesmo estudo foi realizado para o caso do escoamento ao redor do cilindro de seção circular. As Figuras 41 e 42 mostram a visualização dos resultados obtidos para o critério proposto por Thompson e, também, para os critérios Q e Delta, considerando a seção circular.

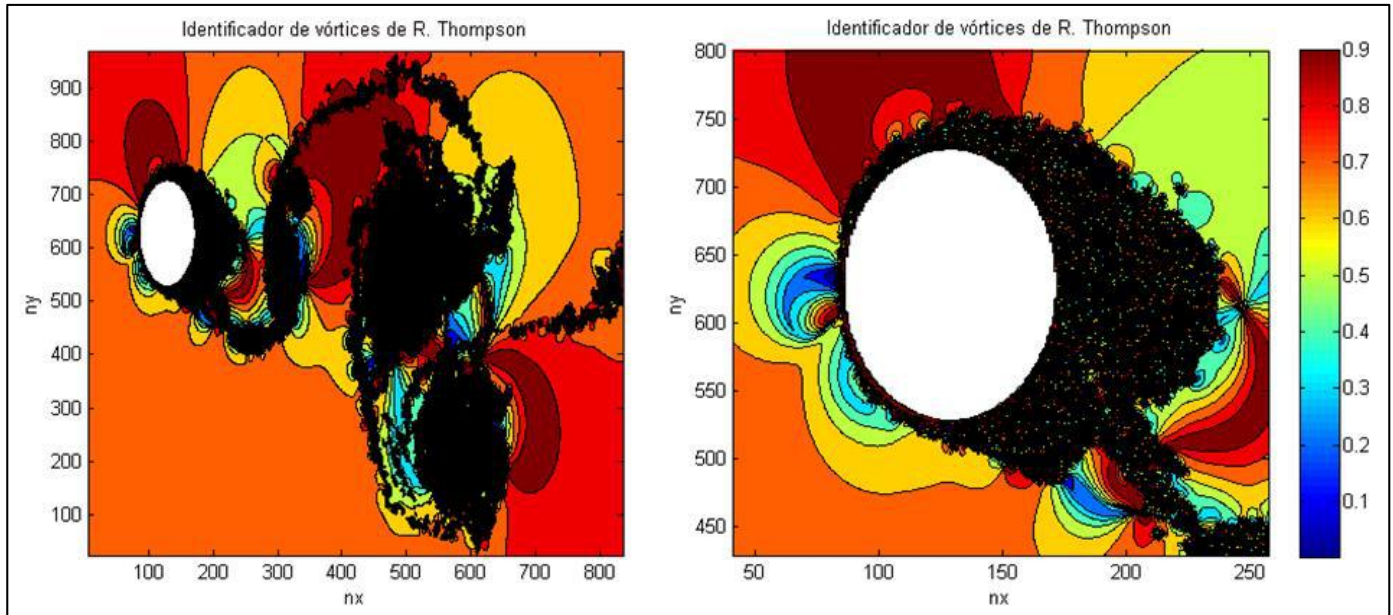


Figura 41 – Identificação de vórtices pelo critério de Roney Thompson (seção circular)

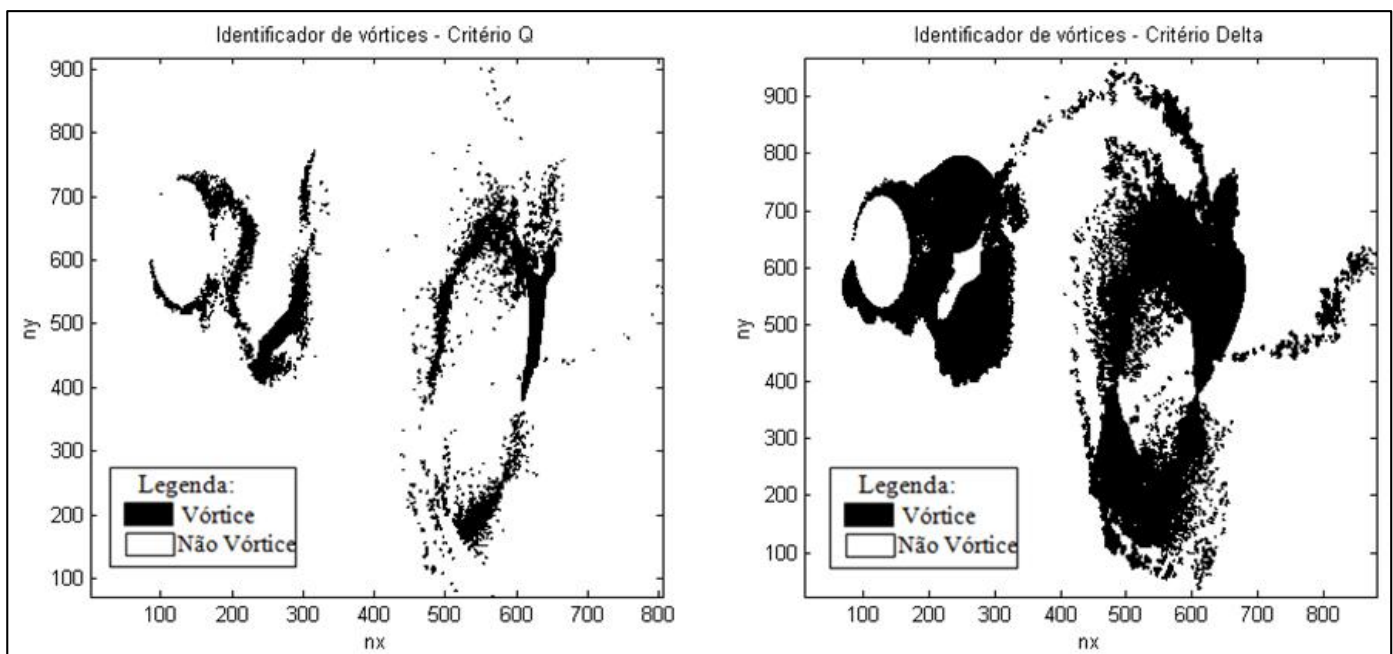


Figura 42 – Identificação de vórtices pelos critérios Q e Delta (seção circular)

Em suma, os resultados obtidos nos estudos de validação se demonstraram satisfatórios e comprovam que sua aplicação para a classificação de vórtices no *Wind*

Resource Grid (WRG) de uma simulação do escoamento atmosférico é bastante promissora.

Ainda no que diz respeito ao resultado dos estudos de validação do novo critério proposto por Thompson, é importante destacar a riqueza de informações que foi possível se observar dentro das esteiras formadas no escoamento. Diferente dos critérios clássicos, esse novo classificador capta transições abruptas e muito intensas de regiões de domínio elíptico (vórtice) para domínios hiperbólicos (não vórtice) dentro das esteiras que são formadas, ao passo que os critérios Q e Delta captam apenas regiões com presença de vórtices ao longo de quase toda a esteira. A Figura 43 mostra a visualização detalhada da esteira, explicitando toda a riqueza de detalhes proporcionada pelo classificador cinemático de Thompson.

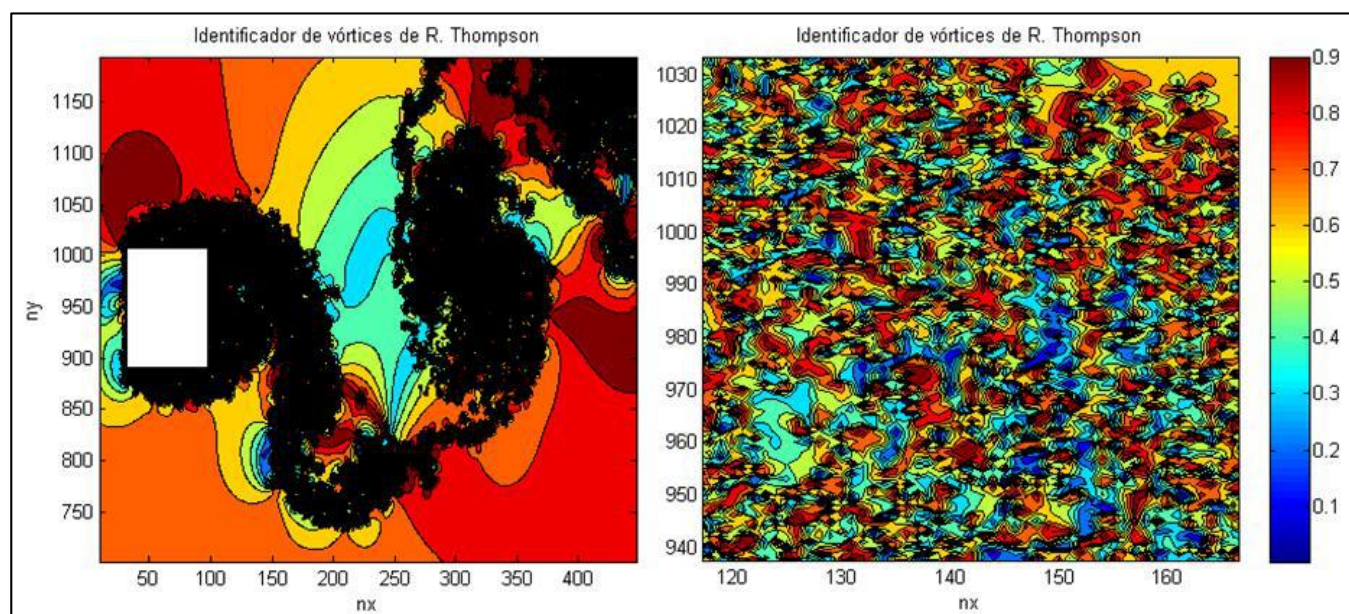


Figura 43 – Visualização detalhada dos vórtices na esteira formada atrás da seção quadrada

Por fim, os últimos resultados que serão apresentados nessa seção de validação da metodologia de identificação de vórtices no escoamento serão as visualizações – em alta resolução – dos resultados para a seção quadrada e para a seção circular com a esteira completamente desenvolvida, avaliados pelo critério de Roney Thompson – critério escolhido para ser utilizado nos estudos do escoamento atmosférico que serão apresentados na última seção do Capítulo V. A Figura 44 ilustra o resultado obtido para a seção circular ao passo que a Figura 45 ilustra o resultado obtido para a seção quadrada.

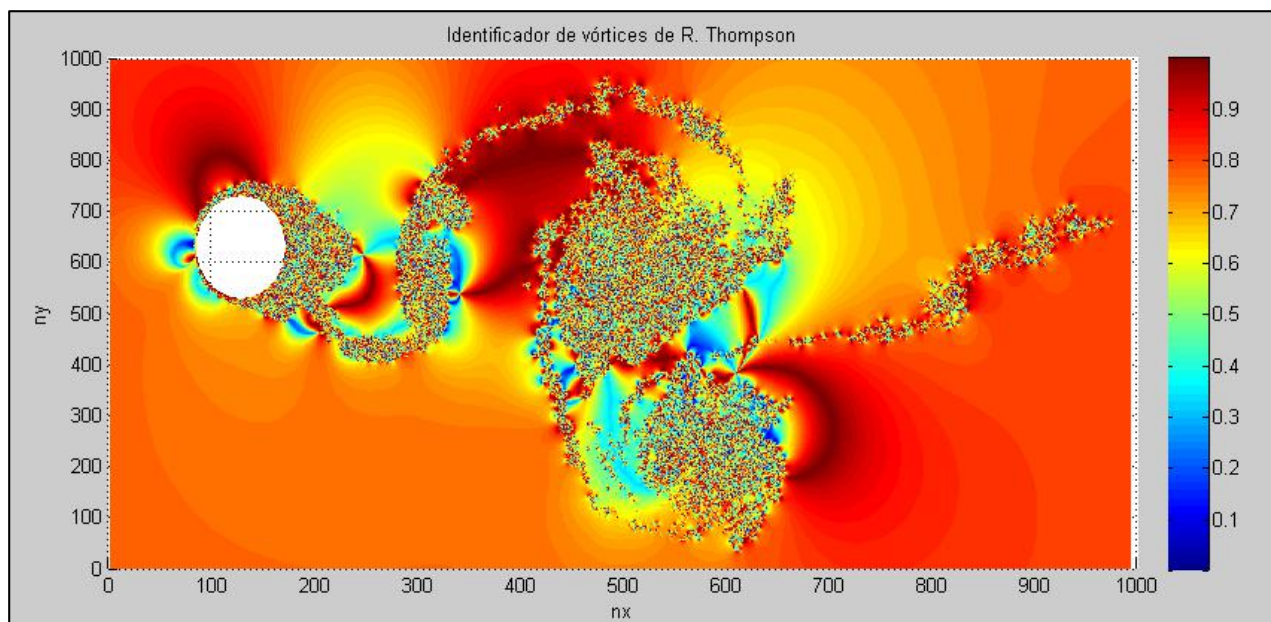


Figura 44 – Resultado da seção circular em alta resolução

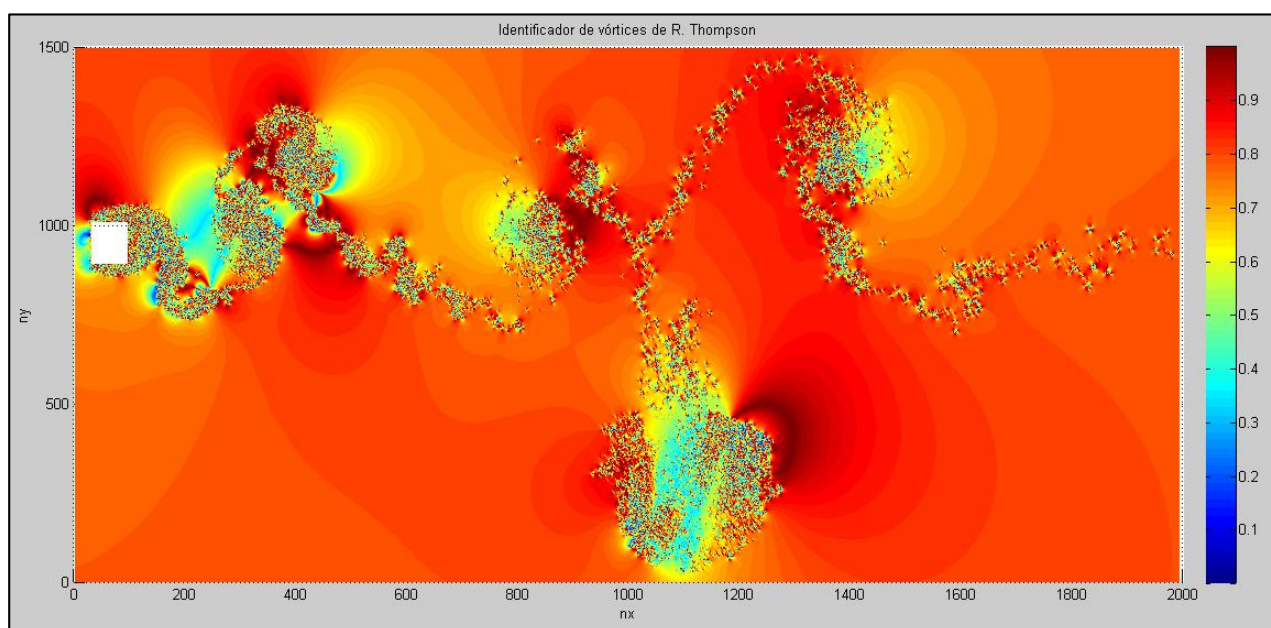


Figura 45 - Resultado da seção quadrada em alta resolução

V. 4 – Resultados da Identificação de Vórtices no Escoamento Atmosférico

A última seção do Capítulo V tem como objetivo mostrar de forma resumida todos os resultados obtidos nos estudos de identificação de vórtices no escoamento atmosférico.

Para tal foram extraídas matrizes de velocidades horizontais do escoamento, obtidas nos WRGs resultantes do Capítulo IV, em três diferentes alturas (60 m, 80 m e 100 m) e considerando os estudos com e sem a influência da estabilidade atmosférica – o objetivo é coletar informações que permitam avaliar de forma mais detalhada o impacto de todo o estudo proposto e desenvolvido nos Capítulos III e IV que trataram: a estimativa dos parâmetros referentes à influência da estabilidade atmosférica e a posterior simulação do escoamento acoplado com formulação dependente da temperatura. As Figuras 46 a 57 apresentam os seis resultados obtidos, mostrando duas visualizações para cada resultado – uma planificação do mapa de vórtices e uma visualização tridimensional onde esse mapa é representado por uma superfície.

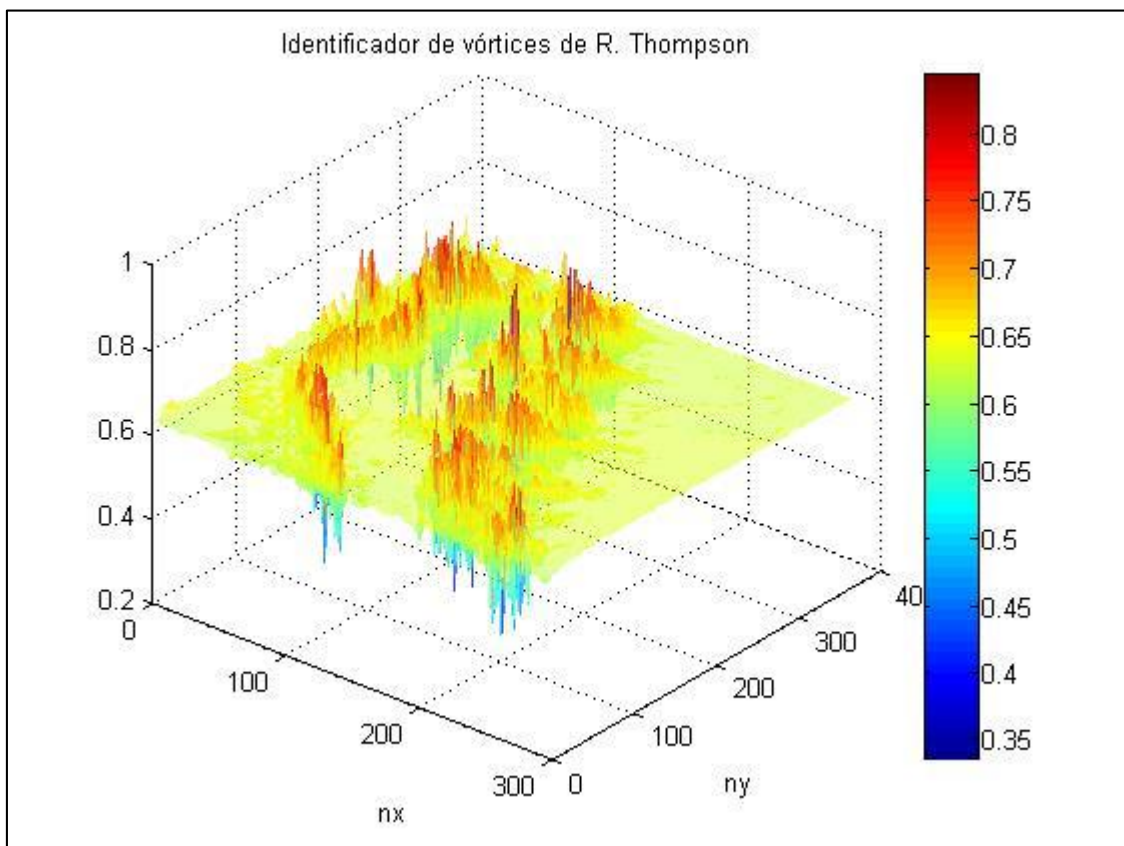


Figura 46 – Visualização tridimensional do mapa de vórtices (Sem influência térmica @ 60 m)

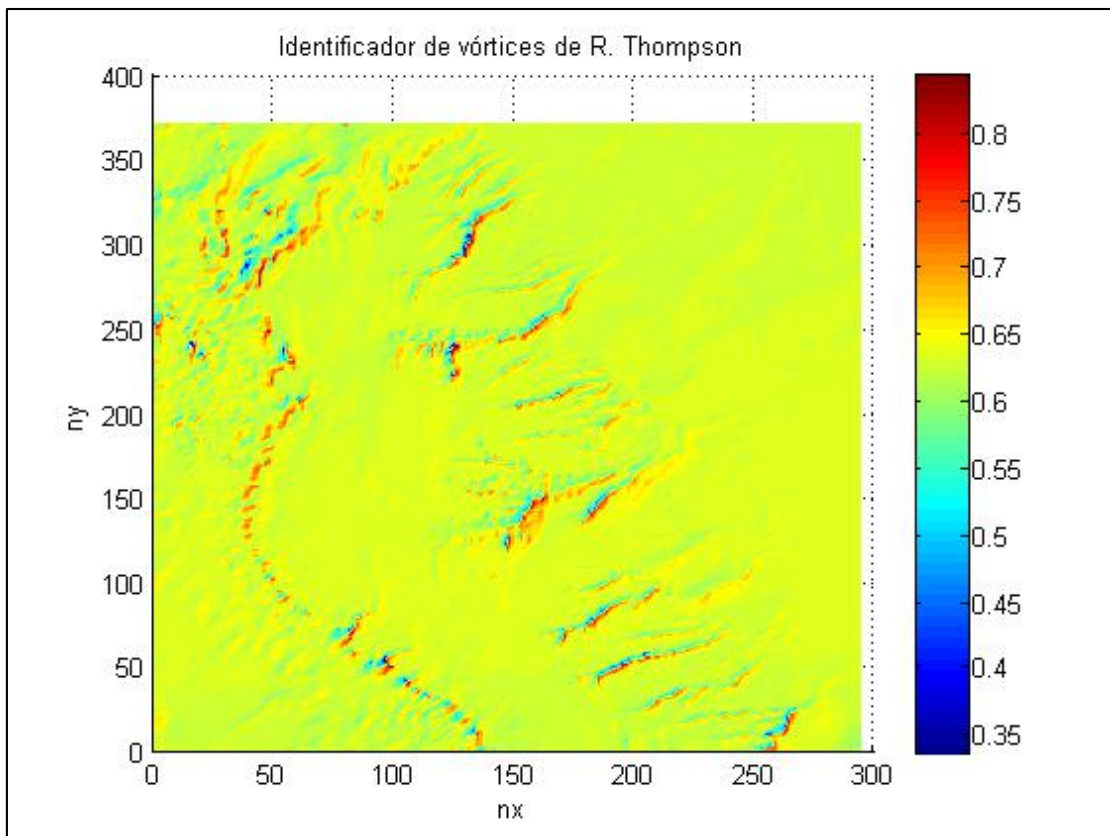


Figura 47 - Visualização bidimensional do mapa de vórtices (Sem influência térmica @ 60 m)

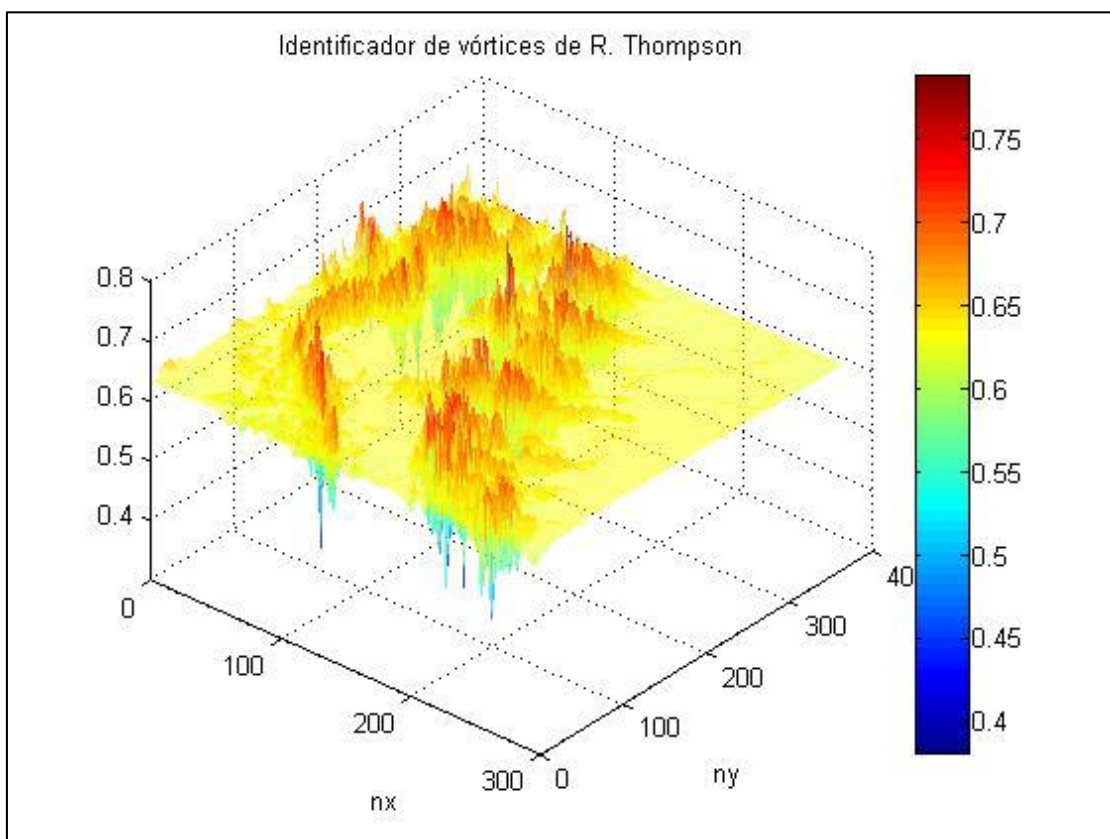


Figura 48 - Visualização tridimensional do mapa de vórtices (Sem influência térmica @ 80 m)

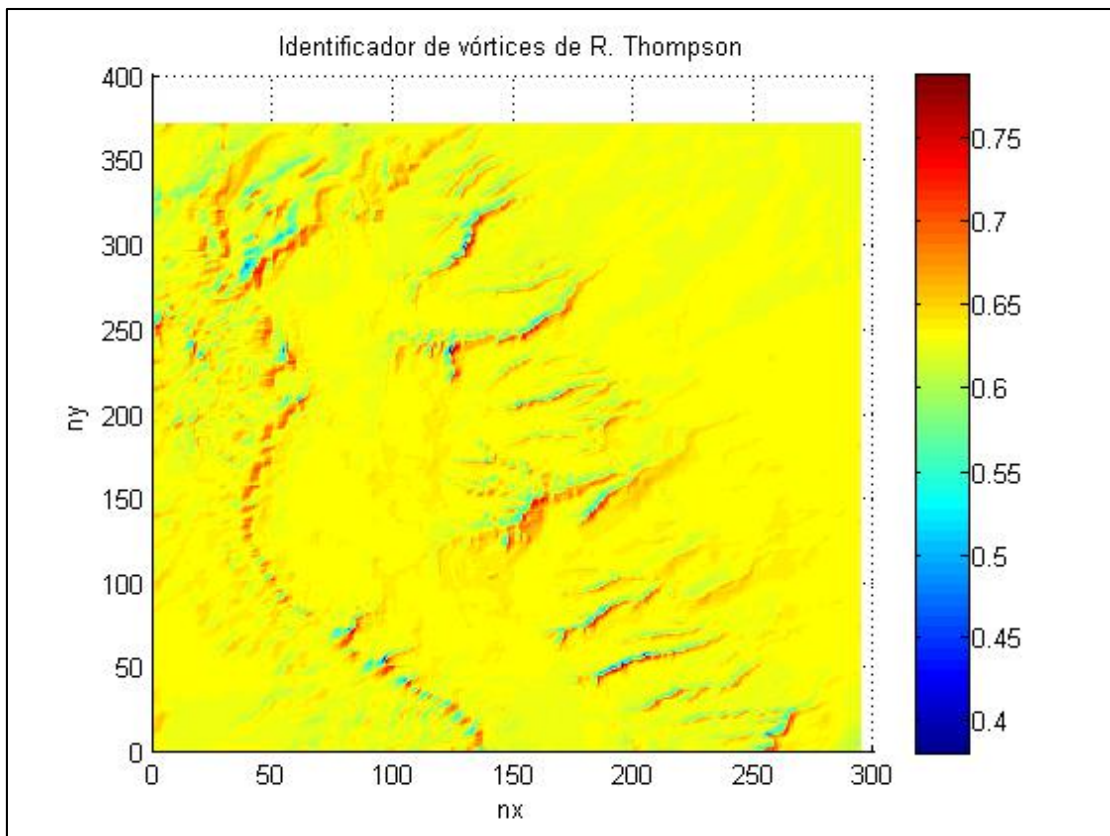


Figura 49 - Visualização bidimensional do mapa de vórtices (Sem influência térmica @ 80 m)

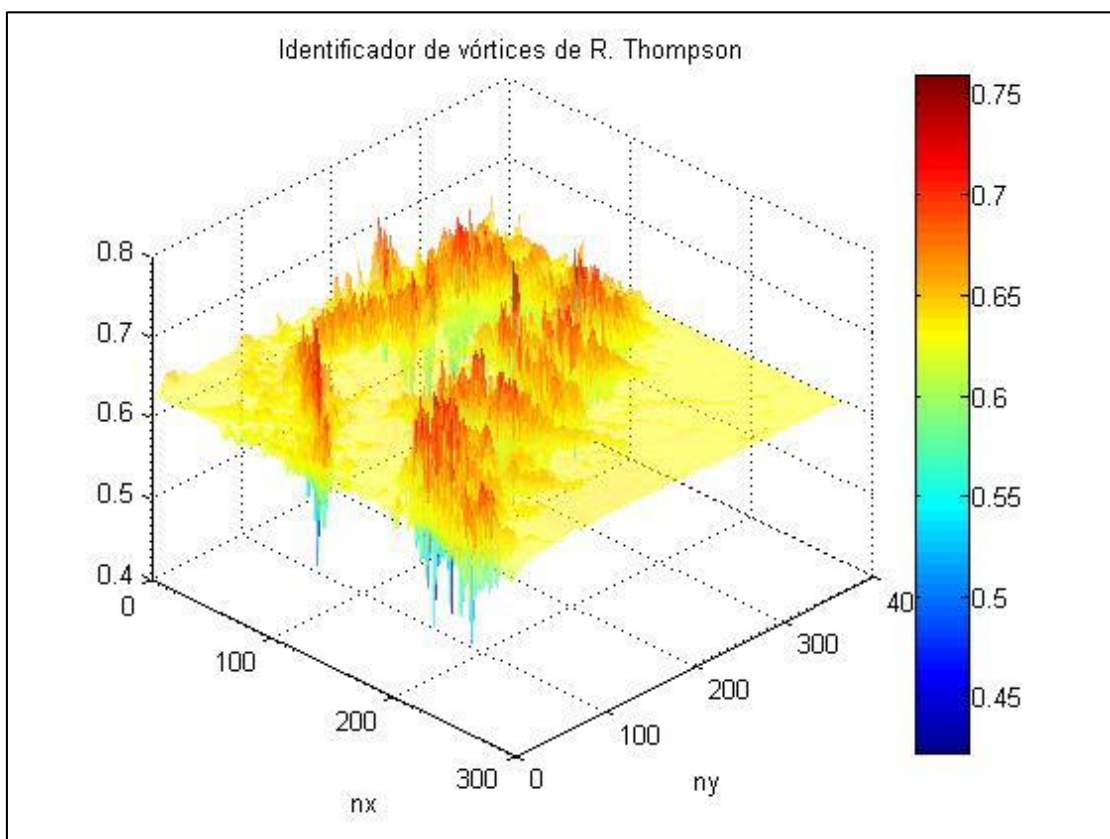


Figura 50 - Visualização tridimensional do mapa de vórtices (Sem influência térmica @ 100 m)

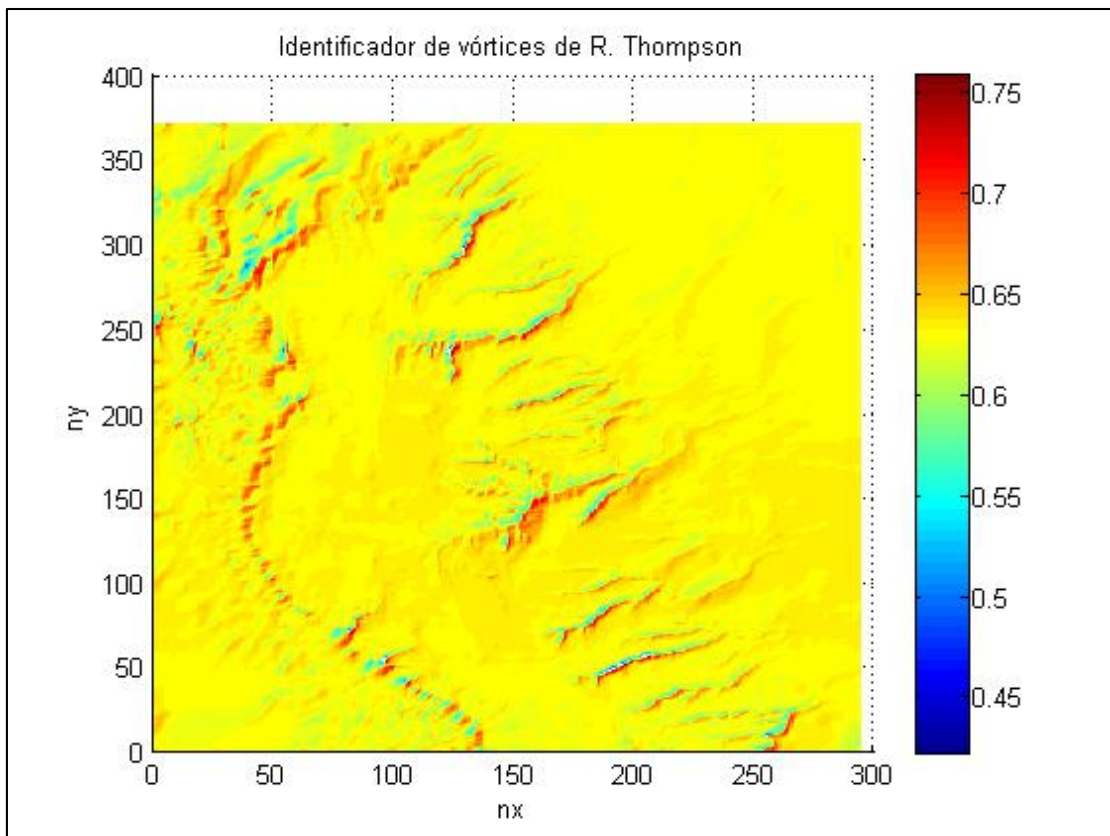


Figura 51 - Visualização bidimensional do mapa de vórtices (Sem influência térmica @ 100 m)

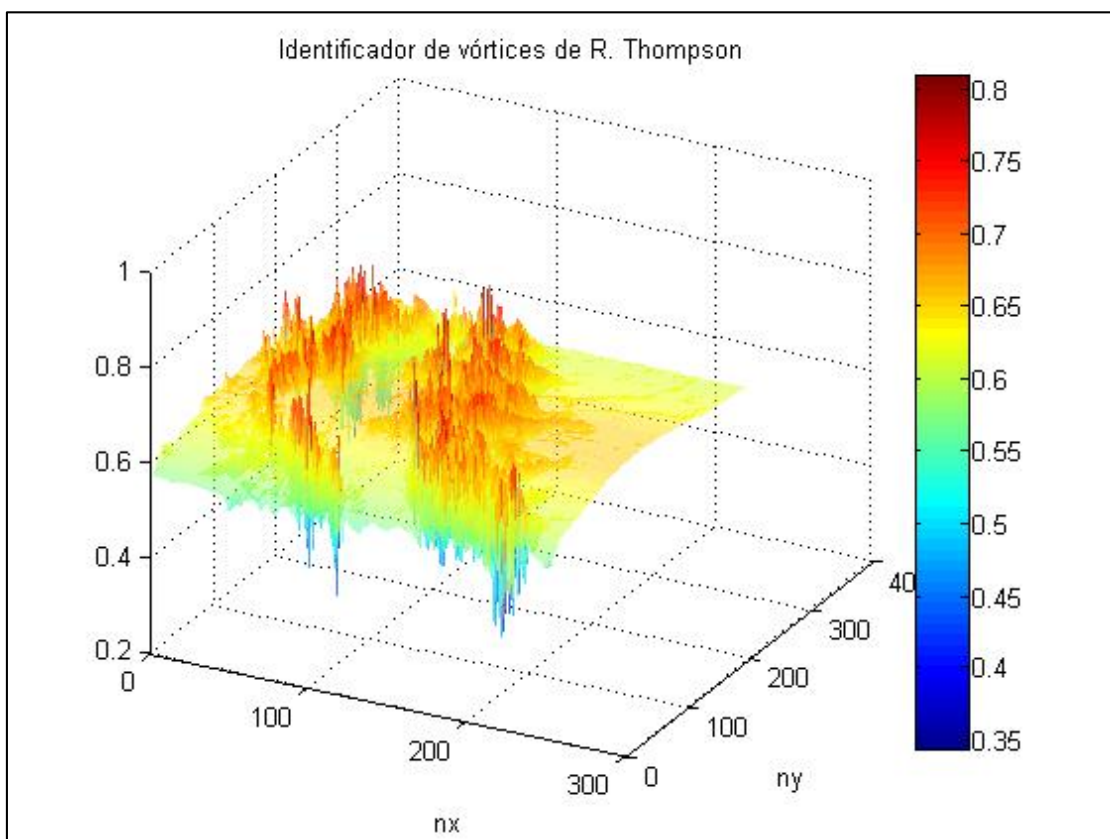


Figura 52 - Visualização tridimensional do mapa de vórtices (Com influência térmica @ 60 m)

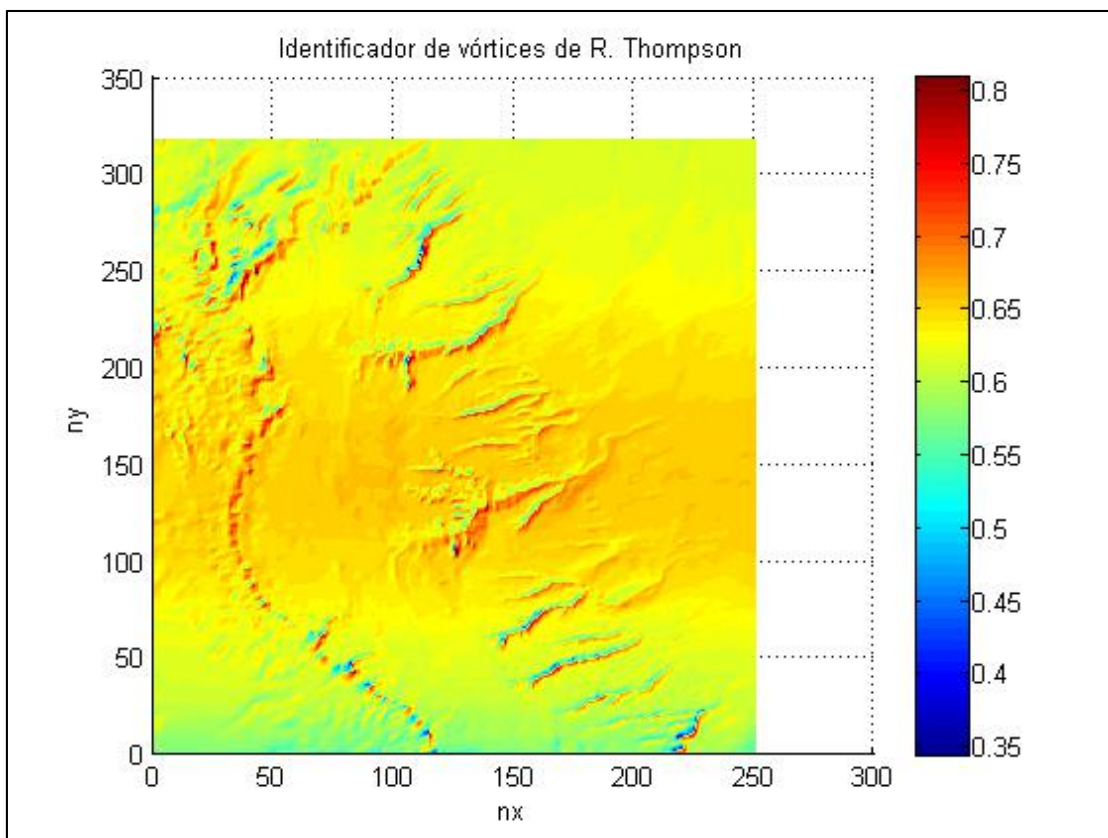


Figura 53 - Visualização bidimensional do mapa de vórtices (Com influência térmica @ 60 m)

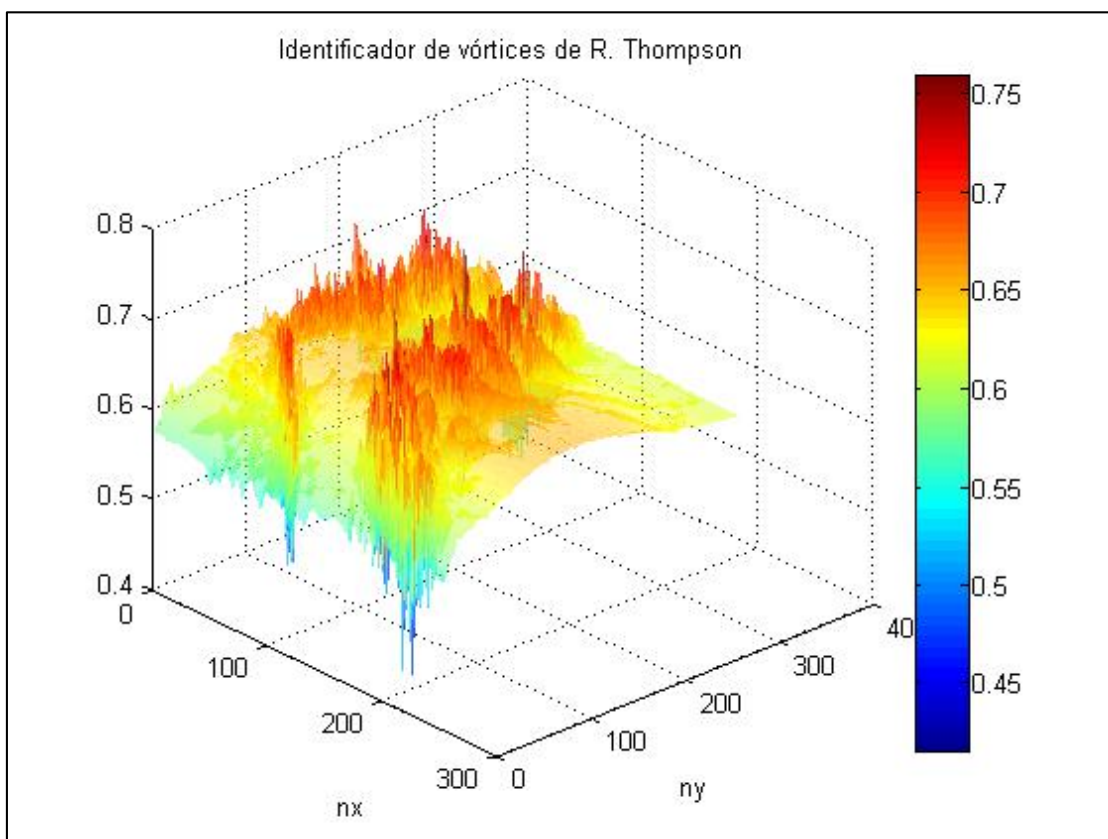


Figura 54 - Visualização tridimensional do mapa de vórtices (Com influência térmica @ 80 m)

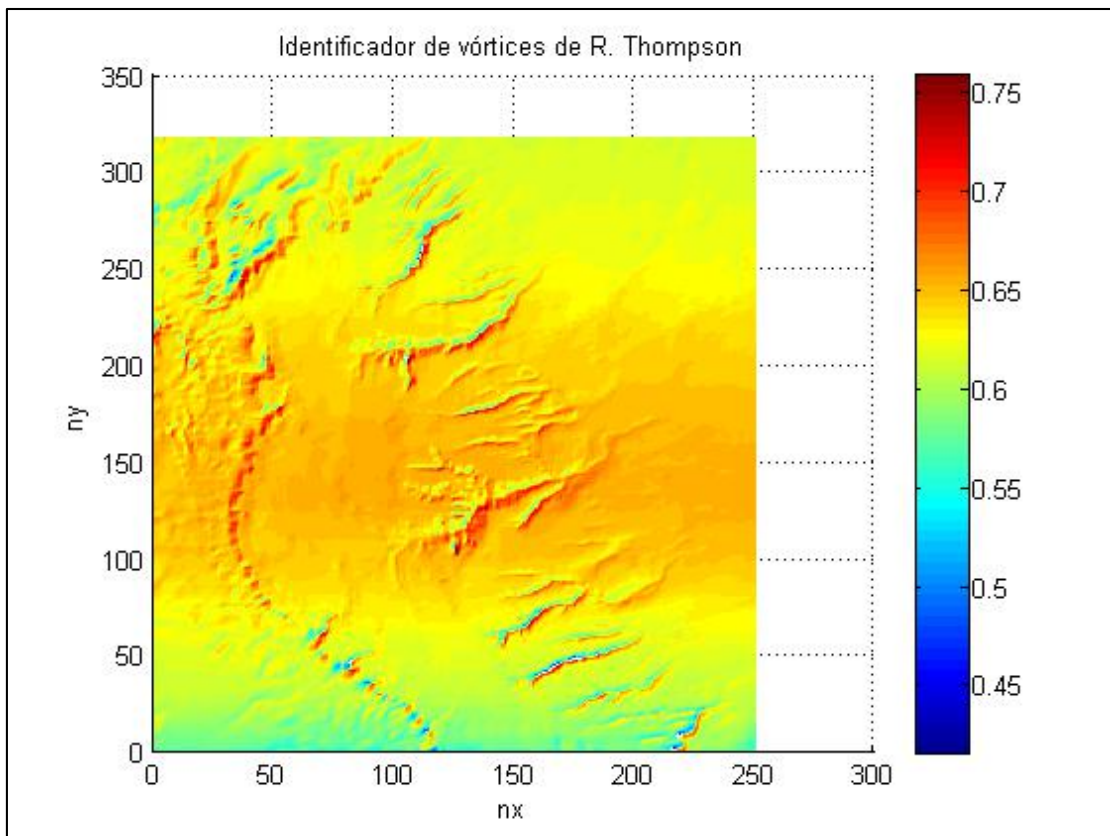


Figura 55 - Visualização bidimensional do mapa de vórtices (Com influência térmica @ 80 m)

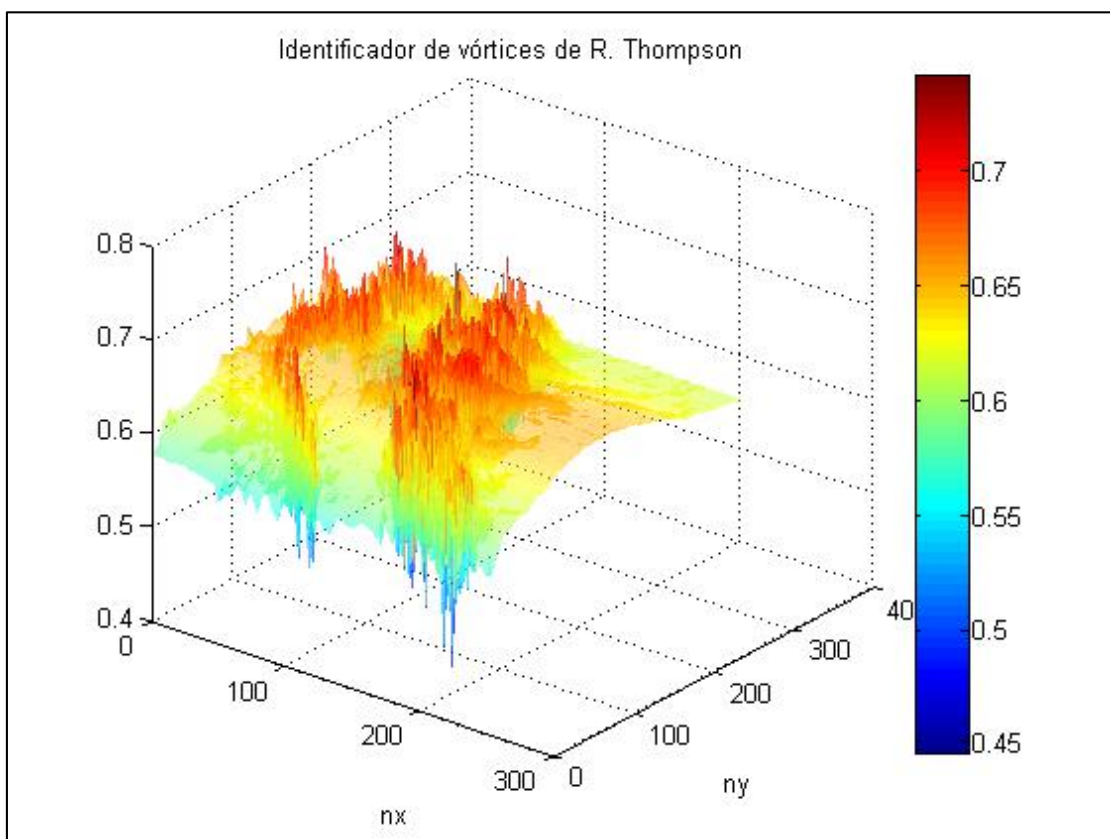


Figura 56 - Visualização tridimensional do mapa de vórtices (Com influência térmica @ 100 m)

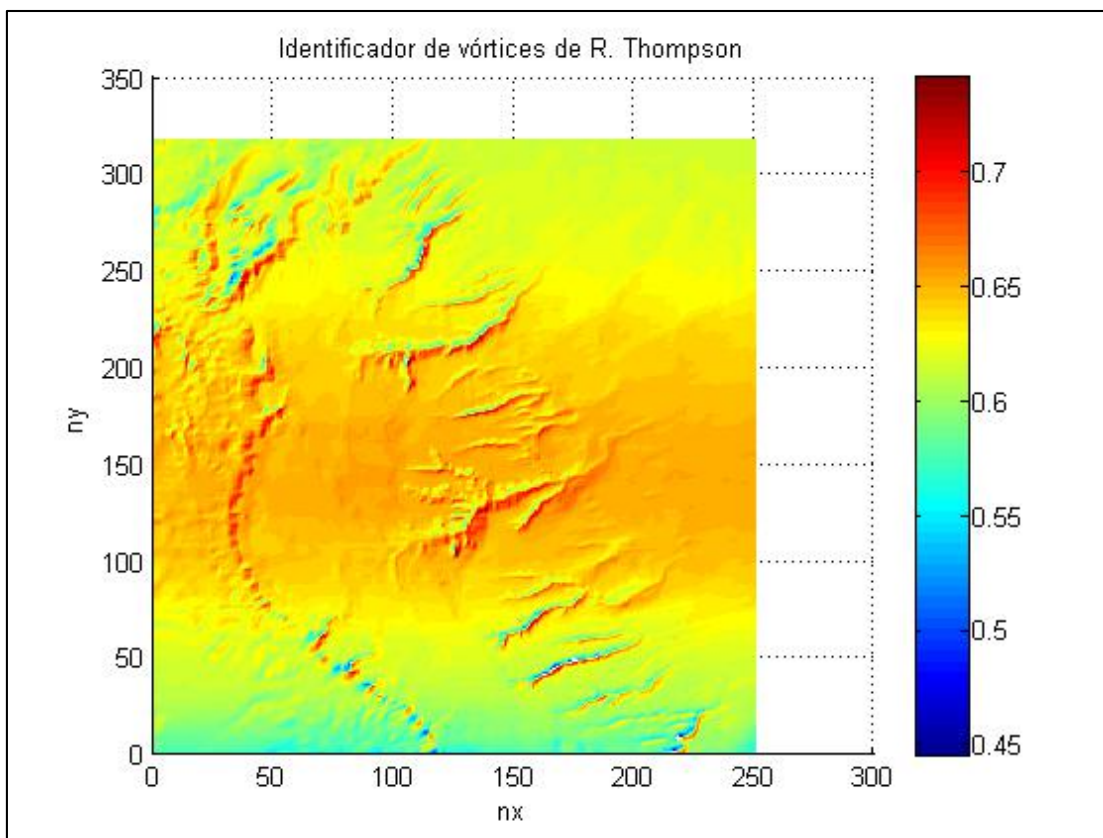


Figura 57 - Visualização bidimensional do mapa de vórtices (Com influência térmica @ 100 m)

Em suma, pela análise de pós-processamento do WRG foi possível identificar regiões com maior possibilidades de encontrar vórtices no escoamento atmosférico. Nesse ínterim, como era esperado, foi possível observar vórtices mais intensos para alturas inferiores do vento simulado – tal resultado foi comum aos WRGs advindos de ambos os estudos, isto é, esse fenômeno foi captado independente da análise da estabilidade atmosférica.

Por outro lado, houve uma concordância elevada quando comparados os mapas de vórtice gerados para mesmas alturas, mas considerando diferentes modelos de simulação do escoamento. Foi possível observar que as regiões a montante e/ou a jusante de aclives ou declives abruptos do relevo propiciaram a formação de vórtices e que a leitura desse fenômeno foi satisfatória tanto para o WRG que continha as análises referentes à estabilidade atmosférica quanto para o WRG que não considerava tal influência.

CAPÍTULO VI – CONCLUSÕES

O trabalho apresentado foi capaz de realizar todas as tarefas traçadas no objetivo da dissertação, exibindo resultados e validações que justificam a continuidade dos estudos realizados.

Durante a análise do produto final da dissertação, o atlas do recurso eólico de uma região construído mediante a análise da estabilidade atmosférica, foi possível observar que a captura de fenômenos referentes ao empuxo térmico pode impactar drasticamente na estimativa de produção energética de um parque eólico (Figura 58).

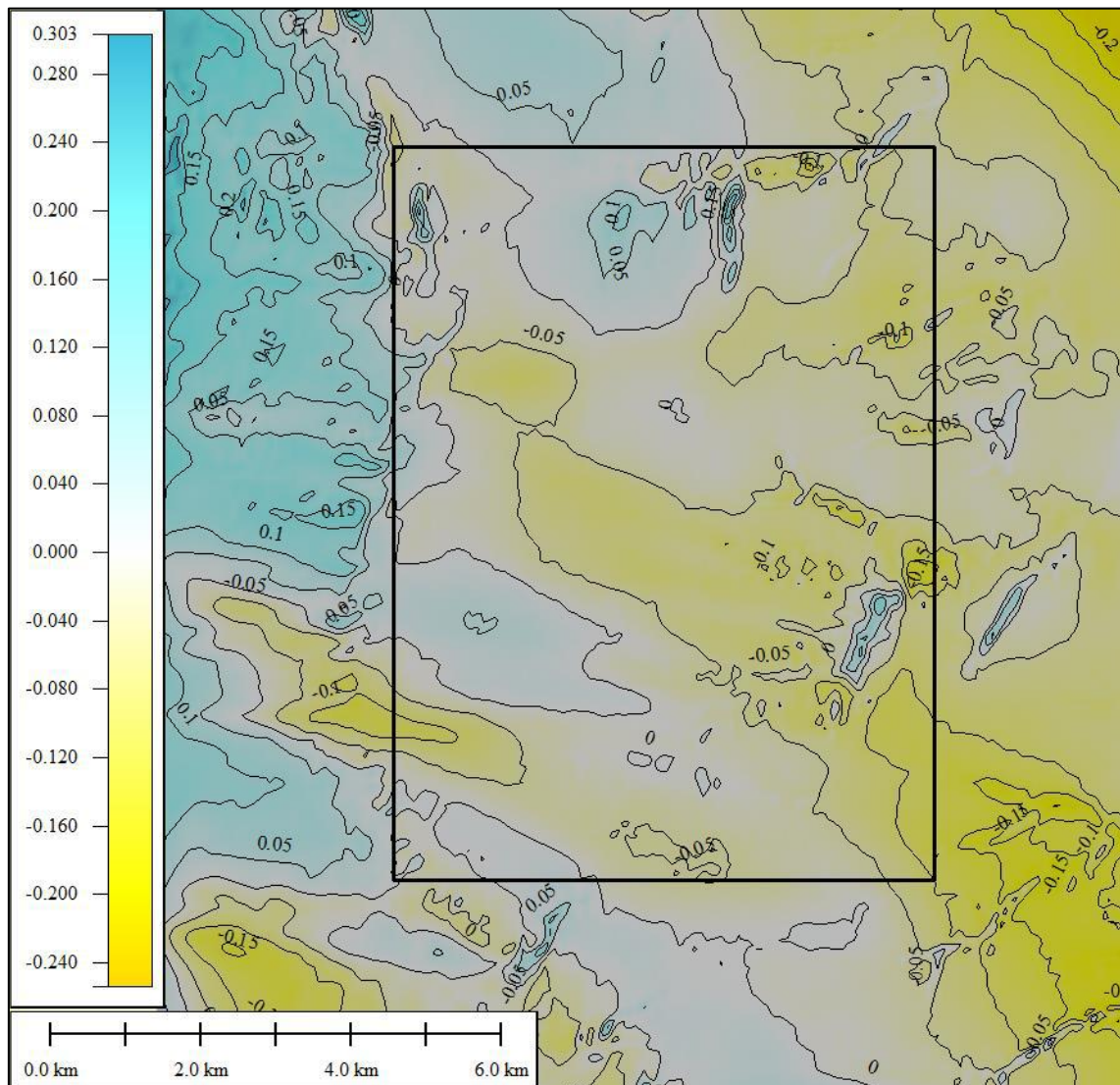


Figura 58 – Mapa de erro referente aos WRGs alvo da dissertação

A Figura 58 foi construída para analisar o erro percentual observado no mapa de diferenças do final do Capítulo IV (Figura 36). Desse modo, mediante a análise do mapa de erro é possível observar duas regiões onde o erro relativo à média de velocidade horizontal é da ordem de 10 % – o retângulo presente na leitura do mapa da Figura 58 delimita a área que é aproveitável para um projeto eólico e é nesta região que as conclusões referentes ao impacto da metodologia da dissertação no desenvolvimento de um projeto eólico estão sendo delineadas.

Por outro lado, no que diz respeito a análise de pós-processamento mediante a identificação cinemática de vórtices no escoamento, foi satisfatório capturar a presença de vórtices em regiões onde se esperava uma certa recirculação do escoamento atmosférico e, também, perceber um aumento da atividade vortical para alturas mais próximas da superfície terrestre. Todavia, a concordância dos resultados obtidos para mapas de vórtice com e sem a influência da estabilidade atmosférica precisa ser melhor investigada e será alvo de trabalhos futuros – uma hipótese é aumentar o refino da malha dos mapas de velocidade e esperar uma leitura mais detalhada dos vórtices e, para tal, será necessário a utilização de uma infraestrutura que permita operações de alta demanda computacional.

Nesse ínterim, é válido ressaltar que a conversa um tanto incomum de algumas áreas do saber – tais como a estatística computacional avançada dos métodos MCMC e cálculo tensorial dos métodos de vórtice – com o estudo de desenvolvimento de projetos eólicos foi capaz de gerar resultados promissores que podem impactar positivamente no mercado de energia.

Em suma, o trabalho que foi segmentado em três campos distintos – a estimativa bayesiana de parâmetros da estabilidade atmosférica; a simulação do escoamento atmosférico acoplado com a equação de balanço de energia; e a identificação cinemática de vórtices – se demonstrou coeso e, apesar de fazer uso de teorias complexas, foi capaz de criar metodologias com um grande potencial de implementação comercial devido a sua praticidade e simplicidade.

CAPÍTULO VII – REFERÊNCIAS

- [1] Montgomery, D. C., Runger, G. C., “APPLIED STATISTICS AND PROBABILITY FOR ENGINEERS”. USA: John Wiley & Sons, Ltd, 2003.
- [2] Hastings, W. MONTE CARLO SAMPLING METHODS USING MARKOV CHAINS AND THEIR APPLICATIONS. Biometrika, Oxford, v.57, n.1, p.97-109, 1970.
- [3] Stull, R. B., “AN INTRODUCTION TO BOUNDARY LAYER METEOROLOGY”. USA: Springer, 1988.
- [4] Brower, M. C., WIND RESOURCE ASSESSMENT: A Pratical Guide to Developing a Wind Project. New Jersey: Wiley, 2012.
- [5] Empresa de Pesquisa Energética, “INSTALAÇÃO DE ESTAÇÕES ANEMOMÉTRICAS BOAS PRÁTICAS”, Rio de Janeiro, 2015.
- [6] Ozisik, M. N., Orlande, R. B., “INVERSE HEAT TRANSFER”, 1ed., New York, Taylor&Francis, 2000.
- [7] Orlande, R. B., “THE USE OF TECHNIQUES WITHIN THE BAYESIAN FRAMEWORK OF STATISTICS FOR THE SOLUTION OF INVERSE PROBLEMS”, METTI, 2015.
- [8] Freire, A. P. S., Menut, P. P. M., Su, J., “TURBULÊNCIA”. Rio de Janeiro: ABCM, 2002.
- [9] Ramos, D. A., Guedes, V. G., Pereira, R. R. S., “ATMOSPHERIC STABILITY IN WIND RESOURCE ASSESSMENT: DEVELOPMENT OF A NEW TOOL FOR AN ACCURATE WIND PROFILE ESTIMATE”, Brazil Wind Power Congress, 2017.
- [10] Wallbank, T., “WINDSIM VALIDATION STUDY – CFD VALIDATION IN COMPLEX TERRAIN”, 2008.

[11] Gravdahl, A. R., Meissner, C., Steensen, B. M., “INCLUDING THERMAL EFFECTS IN CFD WIND FLOW SIMULATIONS”. Journal of the Environmental Sciences, 2009.

[12] Ramos, D. A., “ESTUDO DO ESCOAMENTO ATMOSFÉRICO DE UMA REGIÃO COM OROGRAFIA COMPLEXA VIA ANÁLISE CFD PARA IMPLEMENTAÇÃO DE UM PROJETO EÓLICO”. Monografia (Engenharia Mecânica) – Programa de Engenharia Mecânica – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2016.

[13] Ramos, D. A., Guedes, V. G., Mustto, A. A., “DEVELOPMENT OF A METHODOLOGY TO MAKE IMPROVEMENTS ON A CFD-BASED MODEL - USE OF NESTING IN A COMPLEX TERRAIN IN AN INNER AREA OF CEARÁ, BRAZIL”, Brazil Wind Power Congress, 2016.

[14] Hunt, J. C. R., Wray, A. A., Moin, P., “EDDIES, STREAMS, AND CONVERGENCE ZONES IN TURBULENT FLOWS”. Proceedings of the 1988 Summer Program, pags: 193-208, 1988.

[15] Chong, M. S., Perry, A. E., Cantwell, B. J., “A GENERAL CLASSIFICATION OF THREE-DIMENSIONAL FLOW FIELDS”. Phys. of Fluids A, 2(5):765-777, 1990.

[16] Gurtin, M. E., “AN INTRODUCTION TO CONTINUUM MECHANICS”. USA: Academic Press, 2003.

[17] Astarita, G., “OBJECTIVE AND GENERALLY APPLICABLE CRITERIA FOR FLOW CLASSIFICATION”. J. Non-Newt. Fluid Mech., 6:69-76, 1979.

[18] Guedes, V. G., “NUMERICAL SIMULATIONS OF FLOW AROUND CIRCULAR AND RECTANGULAR CYLINDERS USING THE VORTEX METHOD”. Tese de Doutorado (Engenharia Mecânica) – Programa de Engenharia Mecânica – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2004.

[19] Mustto, A. A., “SIMULAÇÃO NUMÉRICA DO ESCOAMENTO TURBULENTO EM TORNO DE UM CILINDRO CIRCULAR VIA O MÉTODO DE

VÓRTICES”. Tese de Doutorado (Engenharia Mecânica) – Programa de Engenharia Mecânica – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2003.

[20] Lange, M., Focken, U., “PHYSICAL APPROACH TO SHORT-TERM WIND POWER PREDICTION”. Netherlands: Springer, 2005.

[21] Cui, T., “BAYESIAN CALIBRATION OF GEOTHERMAL RESERVOIR MODELS VIA MARKOV CHAIN MONTE CARLO”. Tese de Doutorado (Doctor of Philosophy in Engineering Science) – University of Auckland, Auckland, 2009.

[22] Bacchi, R. D. A., “O QUE SE DESEJA DE UMA DEFINIÇÃO DE VÓRTICES?”. Dissertação de Mestrado (Engenharia Mecânica) – Programa de Engenharia Mecânica – Universidade Federal Fluminense, Niterói, 2009.

CAPÍTULO VIII – ANEXOS

As imagens a seguir (Figuras 59 a 63) são referentes ao histograma da velocidade e a rosa de frequência da direção de todos os dados de vento usados no decorrer do trabalho.

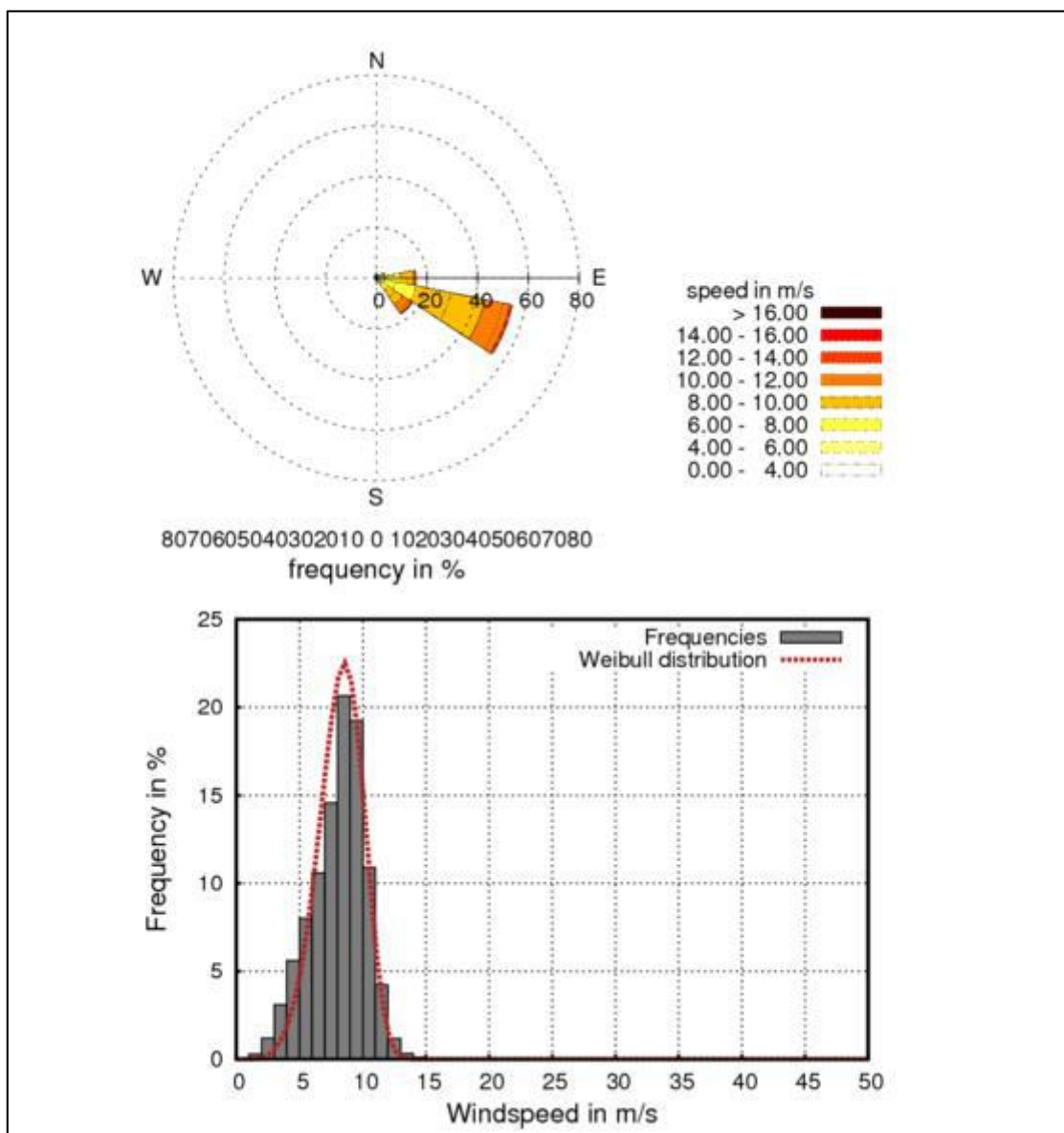


Figura 59 - Climatologia da Torre 'A'

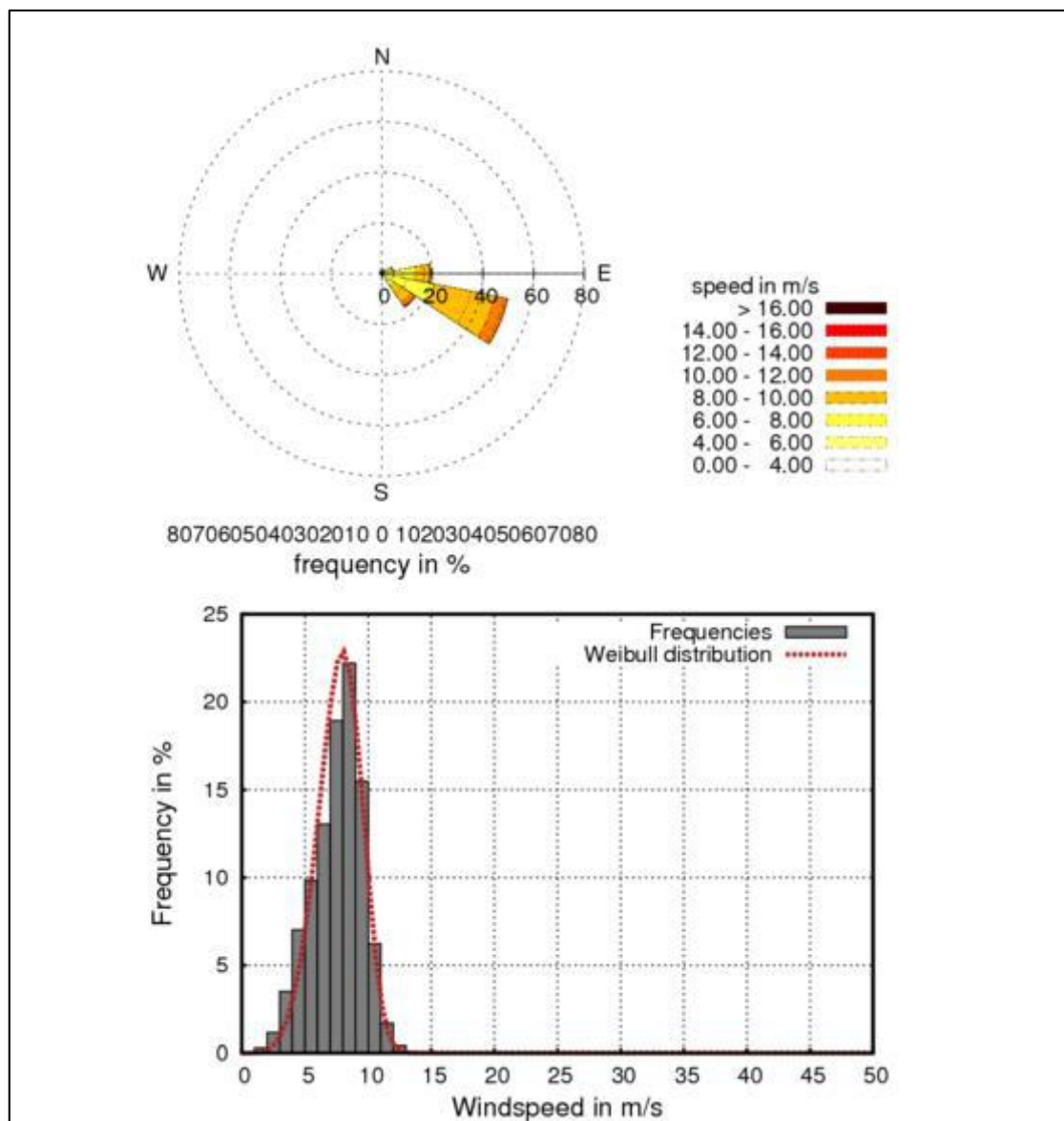


Figura 60 - Climatologia da Torre 'B'

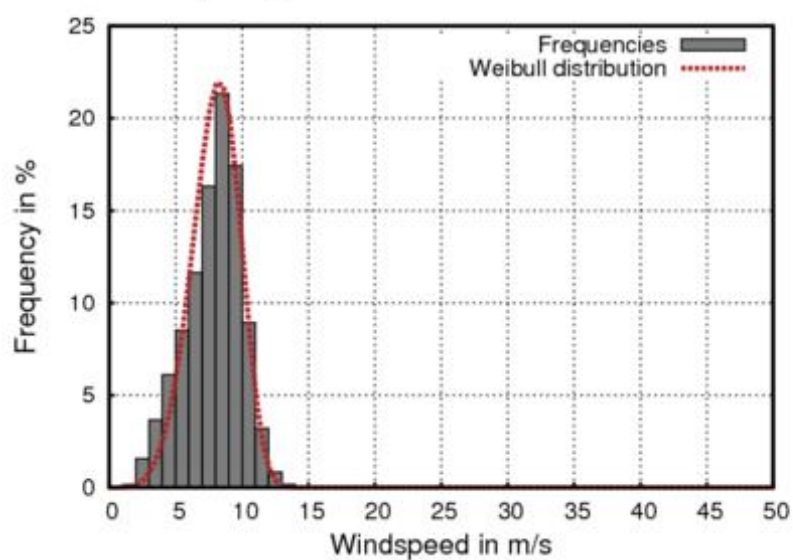
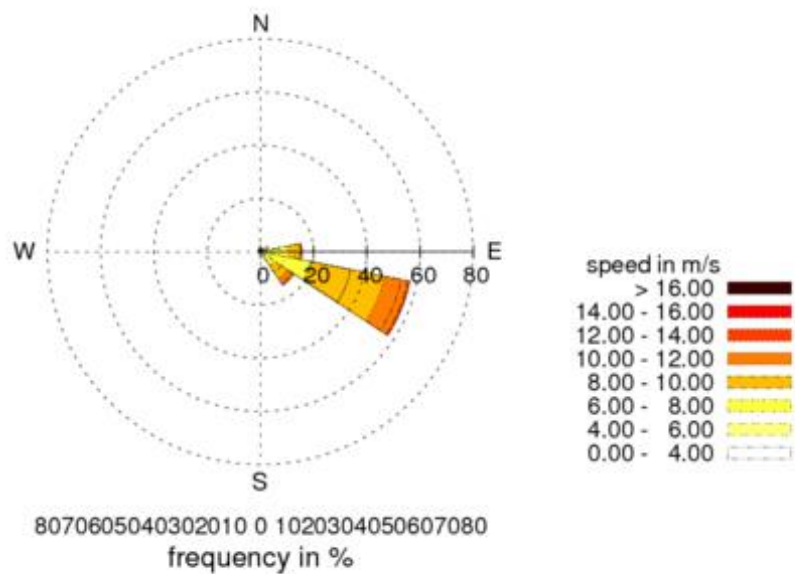


Figura 61 - Climatologia da Torre 'C'

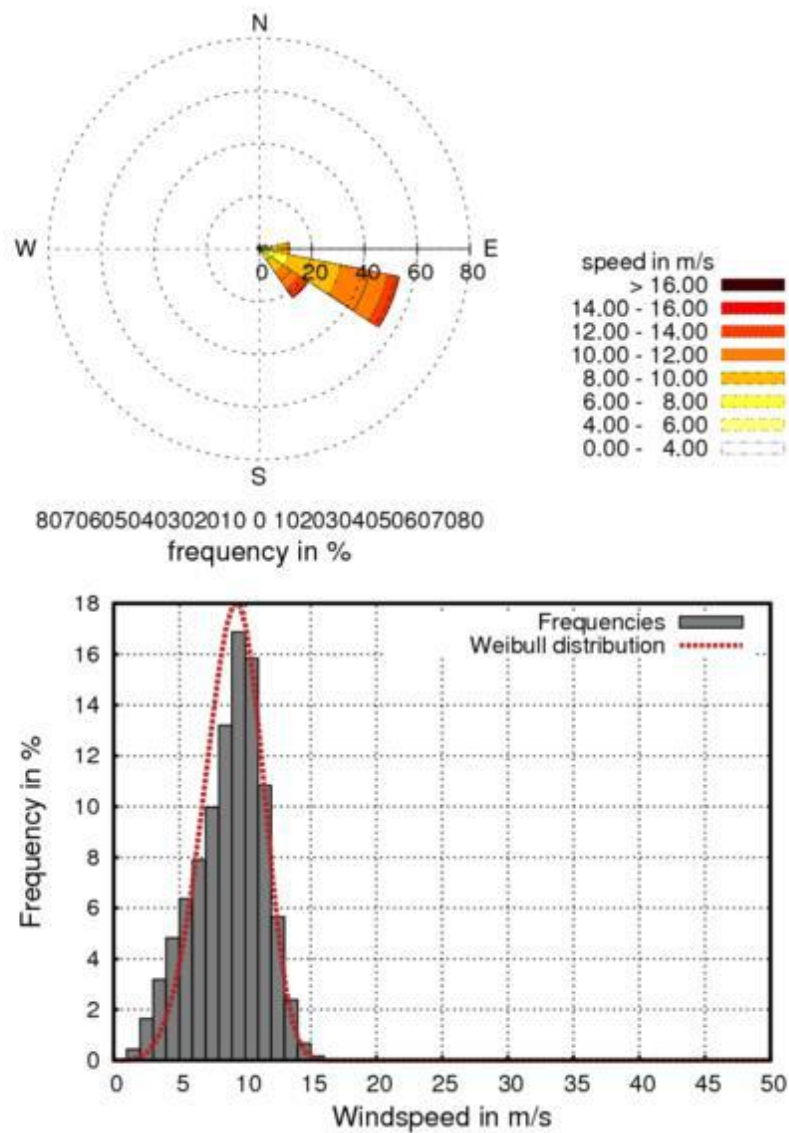


Figura 62 - Climatologia da Torre 'D'

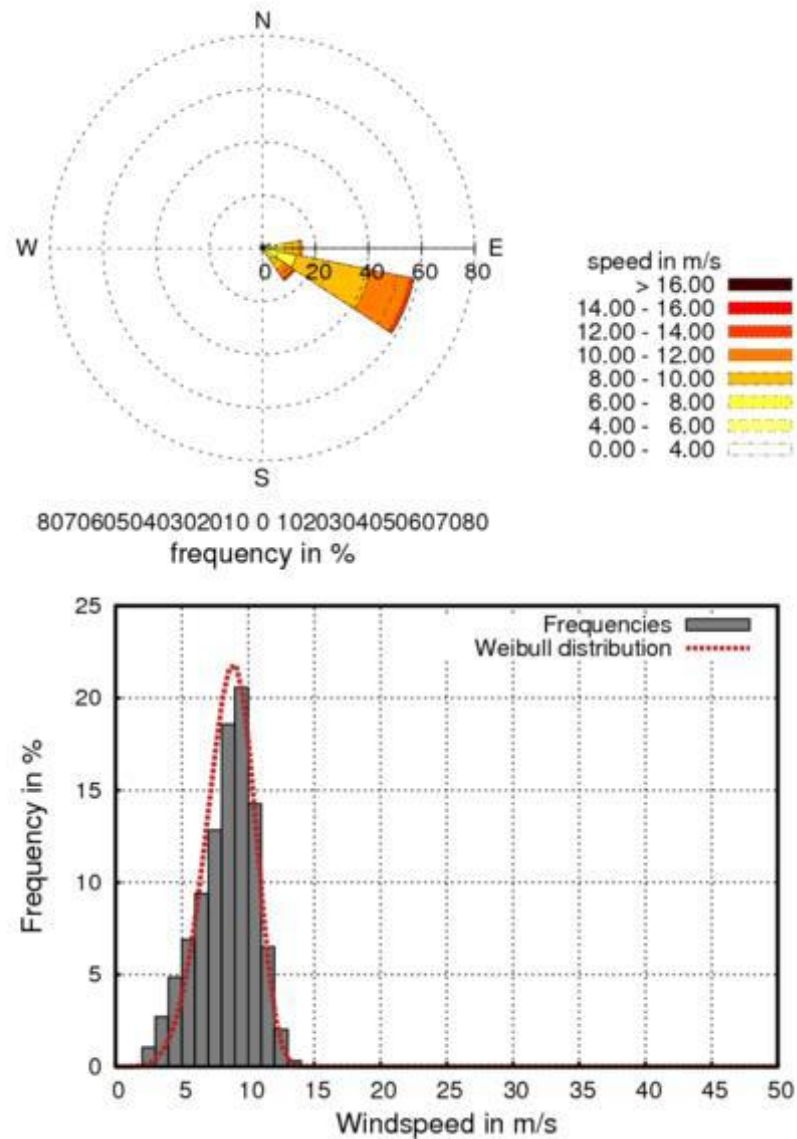


Figura 63 - Climatologia da Torre 'E'